



UNIVERSITÉ DE TUNIS EL MANAR

FACULTÉ DES SCIENCES DE TUNIS



UNIVERSITÉ DE STRASBOURG

Laboratoire Image Ville et Environnement

THÈSE

présentée en vue de l'obtention du
Diplôme de Docteur en Informatique

par

Mohamed NAOUAI

Localisation et reconstruction du réseau routier par vectorisation d'image THR et approximation avec des contraintes de type "NURBS"

Soutenue le 20 juillet 2013, devant le jury d'examen

MM.	Faouzi GHORBEL	Pr. ENSI	<i>Président</i>
	Imed Riadh FARAH	Pr. ISAMM	<i>Rapporteur</i>
	Josiane ZERUBIA	Pr. INRIA	<i>Rapporteur</i>
	Pierre GANÇARSKI	Pr. LSIIT	<i>Rapporteur</i>
	Khaled BSAÏES	Pr. FST	<i>Directeur de thèse</i>
	Christiane WEBER	Pr. UDS	<i>Directeur de thèse</i>

Préparée sous convention de cotutelle UTM-FST (Tunisie) – UDS-Strasbourg (France)

Table des matières

Introduction générale	1
1 Contexte	6
1.1 La reconnaissance de formes	6
1.1.1 Présentation générale et domaines d'application	6
1.1.2 Les approches de la reconnaissance de formes	7
1.1.2.1 Approche statistique de la RdF	7
1.1.2.2 Approche structurelle	8
1.2 La télédétection et les images satellitaires	9
1.3 Problématique et Modélisation	12
1.3.1 Caractéristiques communes des réseaux	12
1.3.2 Variabilité des réseaux	13
1.3.3 Modélisation du réseau routier	13
1.3.3.1 Les différents modèles	13
1.3.3.2 Les différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes	15
1.3.4 Cadre d'application	15
1.3.5 Données d'expérimentation	16
2 Extraction des réseaux routiers : État de l'art	20
2.1 Les méthodes semi-automatiques	20

2.1.1	Les contours actifs	21
2.1.2	La programmation dynamique	23
2.1.3	Filtrage	25
2.1.4	Théorie de l'information	26
2.1.5	Suivi par homogénéité directionnelle	26
2.2	Méthodes automatiques	27
2.2.1	Morphologie mathématique	27
2.2.2	Approche multi-résolution	29
2.2.3	Systèmes d'interprétation	30
2.2.4	Champs de Markov sur graphe	30
2.2.5	Processus ponctuels marqués	31
2.2.6	Modèle champ de phase	32
2.2.7	Apports des données cartographiques	34
2.3	Analyse et motivation	35
3	L'approche de localisation par vectorisation proposée	39
3.1	Généralités sur les triangulations	39
3.2	Triangulation de Delaunay	42
3.3	Triangulation de Delaunay avec contraintes	44
3.4	Algorithmes	45
3.4.1	Test du cercle circonscrit	45
3.4.2	Procédure d'optimisation locale	46
3.4.3	Algorithme à base d'échange d'arêtes	47
3.4.4	Algorithmes incrémentaux	48
3.4.5	Algorithmes de balayage	50
3.4.6	Algorithme "Diviser pour Régner"	51
3.4.7	Algorithmes pour Triangulation de Delaunay contrainte	52
3.5	Description générale	55

3.6	Prétraitement	58
3.7	Détection de ligne par gradient contraint	59
3.8	Vectorisation	60
3.8.1	Algorithme Canny pour la détection de contour	60
3.8.2	Algorithme Diviser pour Regner pour CDT	62
3.8.2.1	Le tri préliminaire des points	62
3.8.2.2	La partition récursive de la liste des points en deux sous-listes	62
3.8.2.3	La triangulation séparée des sous-listes	62
3.8.2.4	La fusion récursive des deux sous-triangulations	63
3.8.2.5	Insertion des contraintes	66
3.9	Filtrage	68
3.9.1	Critères de perception visuelle : Théorie de la Gestalt	68
3.9.1.1	Principe de proximité	69
3.9.1.2	Principe de similarité	70
3.9.1.3	Principe de continuité	70
3.9.1.4	Principe de clôture	71
3.9.1.5	Principe de connexité	71
3.9.2	Modélisation logique des filtres	72
3.9.2.1	Proximité spatiale	73
3.9.2.2	Continuité de contour	74
3.9.2.3	Continuité de région	75
3.9.2.4	Filtre composite	77
3.9.3	Squelettisation	78
3.10	Expérimentation et évaluation	78
3.10.1	Mesures pour évaluer le système	78
3.10.1.1	Rappel	79
3.10.1.2	Précision	79

3.10.2	Implémentation	79
3.10.2.1	Prétraitement	80
3.10.2.2	Détection par gradient contraint	81
3.10.2.3	Vectorisation	82
3.10.2.4	Filtrage	83
3.10.3	Evaluation et Comparaison	89
3.10.3.1	Présentation des algorithmes de comparaison	89
3.10.3.2	Résultats et comparaison	93
4	L'approche de localisation par transformée d'ondelettes proposée	100
4.1	Présentation de l'approche	100
4.1.1	Motivations et idée de base	100
4.1.2	Description générale	103
4.2	Segmentation	104
4.2.1	Introduction	104
4.2.2	Segmentation multi-échelle	105
4.2.2.1	Génération de représentation Scale-Space	106
4.2.2.2	Chainage entre les différentes échelles	107
4.2.2.3	Reconstruction des segments	108
4.2.2.4	Supervision de la segmentation par la détection de contour	108
4.3	Ondelette Log-Gabor	109
4.3.1	Introduction	109
4.3.1.1	Ondelette de Gabor	110
4.3.1.2	Ondelette Log-Gabor	111
4.4	Système de décision	113
4.4.1	Introduction	113
4.4.2	Théorie de perception visuelle	114

4.4.2.1	Principe de continuité de direction	114
4.4.2.2	Principe de constance de largeur	115
4.4.2.3	Principe de constance de courbure	115
4.4.2.4	Principe de régularité directionnelle	116
4.4.3	Principe de vote	117
4.4.4	Combinaison des données	118
4.4.4.1	Principe	118
4.4.4.2	Modélisation	119
4.4.5	Filtrage : Modèle logique	120
4.5	Expérimentation et évaluation	121
4.5.1	Expérimentation	121
4.5.1.1	Segmentation Multi-échelle	121
4.5.1.1.a	Pré-traitement	122
4.5.1.1.b	Détection de contour	124
4.5.1.1.c	Résultat final	125
4.5.1.2	Transformée en ondelette Log-Gabor	126
4.5.1.2.a	Première observation	126
4.5.1.2.b	Choix de l'échelle	128
4.5.1.3	Système de décision	129
4.5.1.3.a	Seuillage	130
4.5.1.4	Filtrage	131
4.5.1.5	Extraction des routes de formes aléatoires	132
4.5.2	Comparaison et évaluation	134
4.5.2.1	Algorithme de comparaison	134
4.5.2.2	Comparaison	135
5	Reconstruction des réseaux routiers par des courbes NURBS	138
5.1	Les NURBS	139

5.1.1	Représentations des courbes	139
5.1.2	Courbes de Bézier	139
5.1.3	Les courbes de Bézier rationnelles	141
5.1.4	Les courbes B-splines	141
5.1.4.1	Propriétés des fonctions de base B-splinaires	142
5.1.4.2	Propriétés des courbes B-splines	143
5.1.5	Les courbes B-splines Rationnelles non uniformes (NURBS)	143
5.1.5.1	Propriétés des fonctions de base rationnelles	144
5.1.5.2	Propriétés des courbes NURBS	144
5.1.5.3	Les paramètres des courbes NURBS	145
5.1.5.3.a	Le paramètre poids w_i	145
5.1.5.3.b	Le paramètre vecteur nodal U	146
5.2	Reconstruction automatique d'un réseau routier par des courbes NURBS	148
5.2.1	Description générale	148
5.2.2	Étape 1 : Extraction et classification des données	150
5.2.2.1	Découpage en régions	150
5.2.2.2	Détection des bords	150
5.2.2.3	Squelettisation	151
5.2.2.3.a	Extraction des squelettes	151
5.2.2.3.b	Détection des points d'intérêt	153
5.2.2.3.c	Correction des squelettes	155
5.2.3	Étape 2 : Les NURBSC	157
5.2.3.1	Approximation par régions	160
5.2.3.2	Approximation totale	163
5.2.3.2.a	Les types de connexion :	163
5.2.3.2.b	Méthode proposée :	164
5.3	Expérimentation et évaluation	170
5.3.1	Méthodes d'évaluation du réseau extrait	171

5.3.1.1	Approche visuelle	171
5.3.1.2	Approche statistique	172
5.3.2	Expérimentation	173
5.3.3	Evaluation	177
5.3.3.1	Evaluation quantitative	177
5.3.3.2	Evaluation qualitative	180
5.3.3.2.a	Vérité de terrain	180
5.3.3.2.b	Mise en correspondance	184
5.3.3.3	Résultat	187
Conclusion et Perspectives		192
Bibliographie		196
A Les méthodes de vectorisation		II
A.1	Amincissement	II
A.2	Mise en correspondance des contours opposés	VI
A.3	Pixel épars	VII
A.4	Modèle maillé	XII
A.5	Approximation polygonale	XV
A.6	Vectorisation hiérarchique orienté-objet	XVII
B Les Ondelettes		XXII
B.1	Transformée en ondelette continue	XXII
B.1.1	Définition	XXII
B.1.2	Inversion	XXIII
B.1.3	Propriétés de la transformée en ondelette continue	XXIII
B.1.4	Interprétation et exemples	XXIV
B.2	Transformée en ondelette discrète	XXVI
B.2.1	Analyse multi-résolution	XXVI

B.2.2	Ondelette et bancs de filtres	XXIX
B.2.3	Transformée en ondelette rapide : Algorithme de Mallat	XXIX
B.3	Étude de la régularité	XXXI
B.3.1	Notion de singularité	XXXII
B.3.2	Régularité lipschitzienne d'une fonction	XXXII
B.3.3	Caractérisation par ondelette de la régularité lipschitzienne	XXXIV

Liste des figures

1.1	Schématisation du processus de télédétection optique	10
1.2	image haute résolution vs image basse résolution : un pixel de l'image 2 correspond à quatre pixels de l'image 1	11
1.3	Images satellitaires à différentes résolutions représentant la même scène ©CNES 2009.	11
1.4	Exemples de réseaux routiers sur des images THR d'une partie de la ville de strasbourg - (a) réseau routier urbain sur une image QUICKBIRD 0.6 mètre de résolution ©Space Imaging - (b) réseau routier rural sur une image aérienne de cinquante centimètres de résolution fournie par l'IGN (©IGN).	13
1.5	(a) Image panchromatique issue du satellite Quickbird de résolution 0.6 cm sur la ville de Strasbourg, que nous utilisons pour évaluer notre approche, fournie par LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement). (b) Une fenêtre de l'image	17
1.6	(a) Image panchromatique issue du satellite Quickbird de résolution 0.6 cm sur la ville de Marseille, que nous utilisons pour évaluer notre approche, fournie par LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement). (b) Une fenêtre de l'image	19
3.1	Domaine convexe d'un ensemble de points et leur triangulation	40
3.2	(a) Une triangulation valide non régulière (b) Une triangulation non valide	41
3.3	Deux triangulations qui satisfont le critère de l'angle MaxMin. La triangulation dans (a) est de Delaunay.	42

3.4	Triangulation de Delaunay avec contraintes. (a) Un graphe planaire en ligne droite (b) Triangulation de Delaunay de l'ensemble de points P (c) Triangulation de Delaunay contrainte de $G(P, E_c)$ (d) Illustration du critère du cercle circonscrit modifié.	45
3.5	Illustration du test du cercle circonscrit basé sur les angles intérieurs.	46
3.6	Polygone d'influence Q^p dans (a) et (c) lorsque p est inséré respectivement dans l'intérieur et l'extérieur d'une triangulation existante. (b) et (d) Les triangulations de Delaunay après l'insertion	48
3.7	Procédure d'échange d'arêtes lors de l'insertion d'un point p dans une triangulation de Delaunay. (b)-(e) La triangulation après l'échange d'une arête.	49
3.8	Algorithme de balayage de Fortune figure d'après [For87].	50
3.9	Fusion des deux triangulations. (a) Illustration de $D(L)$ et $D(R)$. Les arêtes supprimées en ligne tiretée. (b) Triangulation après fusion. Les arêtes L-R en ligne continue.	52
3.10	Région d'influence d'une arête contrainte e_c insérée dans une triangulation existante. (b) Polygones d'influence $Q^{e_c,R}$ et $Q^{e_c,L}$ de e_c	53
3.11	Cercle croissant à partir de la ligne de base e_b afin de trouver un point p et former un nouveau triangle.	54
3.12	Cercle croisant p' en premier lieu mais p' n'est pas visible et ne peut pas former un triangle avec e_b	55
3.13	Retriangulation de la région d'influence de la contrainte e_c . (a)-(c) Etapes de la construction de la triangulation. Les cercles croissants sont dessinés en pointillés lorsqu'ils atteignent un point où un nouveau triangle peut être construit. (d) CDT de toute la région d'influence.	56
3.14	(a) arrangement du voisinage de 8 pixels en pairs (b) voisinage étendu (c) suivi de ligne dans la direction du gradient maximum	60
3.15	(a) Ensemble de 10 points triés par ordre lexicographique (b) Les sous ensembles de 2 ou 3 points triangulés séparément	62
3.16	Triangulation après la première fusion	63

3.17	Sélection des premier et second candidats potentiels (b) Segment $L - R$ de base entre les triangulations droite et gauche	63
3.18	(a)Premier critère de candidat potentiel satisfait mais pas le second (b) Candidat potentiel droit retenu (c) Pour la coté gauche le premier candidat potentiel est retenu	64
3.19	Dans cet exemple, seul le candidat gauche remplit la condition, et définit ainsi la nouvelle arête $L - R$	65
3.20	Suite d'ajouts des arêtes L-R jusqu'à création de la triangulation de Delaunay.	66
3.21	Suppression des segments dans la région d'influence de l'arête contrainte par suivi des relations d'adjacence entre triangles.	67
3.22	Triangulation du demi-polygone : Le triangle abc satisfait le critère de Delaunay, ainsi le point c divise le demi-polygone en P_D et P_E	67
3.23	(a) Suppression des arêtes coupées par la contrainte insérée (b) Les deux demi-polygones d'influence (c) La nouvelle triangulation n'est plus entièrement Delaunay	68
3.24	Principe de proximité.	70
3.25	Principe de similarité.	70
3.26	Principe de continuité.	71
3.27	Principe de connexité.	72
3.28	Illustration du filtre $n^\circ 2$	74
3.29	Illustration du filtre $n^\circ 5$	74
3.30	Illustration du filtre $n^\circ 6$	75
3.31	Illustration du filtre $n^\circ 7$	75
3.32	Illustration du filtre $n^\circ 8$	76
3.33	Illustration du filtre $n^\circ 9$	76
3.34	Un exemple de conflit de filtres.	77
3.35	Éléments structurels utilisés pour l'amincissement. Dans chaque cas, le pixel central est fixé à 0 lorsque la configuration est trouvée (x valeur indifférente).	78

3.36	Image de test.	79
3.37	Choix du pixel de référence.	80
3.38	Image de corrélation.	81
3.39	Image de haute corrélation.	81
3.40	Résultat de l'extraction par filtre gradient.	82
3.41	Détection de contour par application de l'algorithme Canny.	82
3.42	Triangulation de Delaunay contrainte.	83
3.43	Filtre n°1 "TooLong" : les segments en rouge sont supprimés.	84
3.44	Délimitation et labellisation des chaînes contours.	84
3.45	Filtre n°4 "SegmentInContour" : les segments en rouge sont préservés.	85
3.46	Filtre n°7 "TwoContours" : les segments en rouge sont supprimés.	85
3.47	Sortie du processus de filtrage : ensembles des segments préservés par filtre composite en rouge.	86
3.48	Résultat final du système : Squelette des structures linéaires présentes dans l'image d'origine.	86
3.49	Résultat final du système : Squelette des structures linéaires présentes dans l'image d'origine.	87
3.49	88
3.50	Masques de DUDA.	89
3.51	Forme du détecteur de structures linéaires.	91
3.52	Représentation polaire de droites passant par un point.	92
3.53	Fonctionnement de la Transformée de Hough : aux quatre points alignés M1, M2, M3 et M4 dans l'espace cartésien correspond un point ($\theta = 45^\circ, \rho = 0$) d'intensité : $A(45, 0) = 4$; alors qu'aux deux points alignés M2 et M5, l'accumulateur associé sera deux fois plus faible : $A(0, 200) = 2$	93
3.54	Courbes de rappel de notre algorithme (VALD) en comparaison avec les algorithmes de : (a) Duda. (b) Tupin. (c) Hough.	95

3.55	Courbes de précision de notre algorithme (Vector) en comparaison avec les algorithmes de : (a) Duda. (b) Tupin. (c) Hough.	96
3.56	Courbes de rappel (a) et de précision (b) de notre algorithme en comparaison avec les algorithmes de Duda, de Tupin et de Hough.	98
4.1	Le cortex visuel primaire	101
4.2	La fovea : grossièrement située dans le centre de la rétine	101
4.3	Adaptation d'un filtre de Gabor aux données correspondant aux mesures du comportement de la réponse d'une certaine cellule simple [JPJ87] . .	102
4.4	Différentes phases de l'approche proposée	103
4.5	Représentation multi-échelle	105
4.6	Analyse hiérarchique de la structure de l'image reliant les pixels à travers les différents niveaux	107
4.7	Analyse hiérarchique de la structure de l'image reliant les pixels à travers les différents niveaux	108
4.8	Problème de chaînage erroné	109
4.9	Fonction de transfert de Log-Gabor pour $k = 0.04$ (a) échelle fréquentielle linéaire (b) échelle fréquentielle logarithmique.	112
4.10	Système de décision : (a) entrées formées par les images obtenues dans les étapes précédentes. (b)Le processus de décision. (c) La sortie : image binaire contenant le réseau ainsi localisé.	113
4.11	Principe de continuité de direction	114
4.12	Principe de constance de largeur	115
4.13	Principe de constance de courbure	115
4.14	Principe de régularité directionnelle	116
4.15	Combinaison des résultats	118
4.16	Fenêtre de test	122
4.17	Histogramme de l'image	123
4.18	Résultat de la classification	123
4.19	Détection de contour	124

4.20	Segmentation multi-échelle contrôlée par la détection de contour	125
4.21	Résultat final de la segmentation	126
4.22	Coefficients ondelette Log-Gabor caractérisant une route : niveau 1 . . .	127
4.23	Coefficients ondelette Log-Gabor caractérisant du bruit géométrique . .	127
4.24	Transformée ondelette Log-Gabor : niveau 1	128
4.25	Transformée ondelette Log-Gabor : niveau 2	128
4.26	Transformée ondelette Log-Gabor : niveau 3	129
4.27	Variation de la largeur des routes à travers les échelles	130
4.28	Seuillage sur les coefficients d'ondelette caractérisant les routes	130
4.29	Seuillage sur le niveau de gris caractérisant les routes	131
4.30	Résultat de l'application de notre système avant l'étape de filtrage . . .	132
4.31	Résultat final	132
4.32	I : Image THR contenant des routes de formes aléatoires	133
4.33	Résultat de l'application de notre système sur l'image I	133
4.34	La détection des jonctions des routes.	134
4.35	Comparaison entre notre algorithme (A1) et l'algorithme (A2) en terme de rappel	136
4.36	Comparaison entre notre algorithme(A1) et l'algorithme (A2) en terme de précision	136
5.1	Courbe de Bézier pour 6 points de contrôle	140
5.2	Variation de la courbe en fonction du poids du point P_6	146
5.3	Synoptique de l'approche proposée	149
5.4	(a) Matrice initiale; (b) Matrice étiquetée	150
5.5	Détection des bords	151
5.6	(a) : forme considérée; (b) : squelette correspondant	151
5.7	Voisinage de P	152
5.8	Points d'intérêts	153

5.9	ES (éléments structurants) pour les points terminaux : le A et ses rotations $(\theta_1(A), \theta_2(A), \dots, \theta_7(A))$ dans l'ordre	154
5.10	ES pour les points de jonction : B et ses rotations $(\theta_1(B), \theta_2(B), \dots, \theta_7(B))$ dans la rangée supérieure; C et ses rotations $(\theta_1(C), \theta_2(C), \dots, \theta_7(C))$ dans la rangée inférieure	154
5.11	Types des arêtes. (1) arête externe; (2) arête interne; (3) arête cyclique; (4) branche	155
5.12	Directions de Freeman	156
5.13	(a) image initiale; (b) squelette initial; (c) squelette corrigé	156
5.14	(a) : Approximation NURBS classique; (b) : Approximation NURBS par régions	158
5.15	Approximation totale	158
5.16	Lieux géométriques des points de contrôle estimés	159
5.17	(a) Connexion entre deux points terminaux. (b) Connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc.	163
5.18	Les cas possibles de connexion entre deux points terminaux.	164
5.19	Les cas possibles de connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc.	164
5.20	Principe de la proximité.	165
5.21	Principe de continuité de courbure.	165
5.22	Sélection du point élu (connexion entre deux points terminaux)	166
5.23	Sélection du point élu (connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc)	166
5.24	Estimation géométrique d'un point intermédiaire	168
5.25	Image de test (I2)	173
5.26	Réseau routier détecté	173
5.27	Squelette correspondant à I2	174
5.28	Correction des squelettes	175
5.29	Approximation NURBSC	176

5.30	(a) Image initiale I1, (b) Réseau reconstruit	176
5.31	(a) Image initiale I3, (b) Réseau reconstruit.	176
5.32	(a) Image initiale I4, (b) Réseau reconstruit.	177
5.33	Performance des algorithmes d'extraction de réseaux routier.	180
5.34	image originale et la carte numérique correspondante.	182
5.34	183
5.35	Mise en correspondance entre la vérité du terrain et la fenêtre QuickBird correspondante.	185
5.35	186
5.36	Résultats de l'extraction du réseau routier.	188
5.36	189
A.1	Squelette (en noir) superposé à l'objet raster (en gris) et obtenu par une méthode d'amincissement	II
A.2	Organisation du voisinage de 3x3 d'un pixel P	IV
A.3	Difficultés rencontrées avec les méthodes à base de squelettisation pour les jonctions les plus courantes : (a) distorsions dans le cas de l'utilisation d'un squelette, (b) nécessité d reconstruire les jonctions avec un axe médian.	IV
A.4	Illustration de la transformée de distance. (a) image d'origine. (b) trans- formé de distance. (c) squelette.	V
A.5	Cas de difficultés pour la méthode de vectorisation par appariement : (a) les segments extrémités doivent être ignorés, (b) les correspondances Un-Multiple peuvent être difficiles à établir, (c) les correspondances Multiple-Multiple sont nécessaires pour les parties de courbes non li- néaires.	VII
A.6	Principe de l'algorithme de vectorisation Orthogonal Zig-Zag (OZZ) . .	VIII
A.7	Illustration de la procédure de détermination du point de début de l'axe médian et de la direction du suivi	IX

A.8	Illustration de la procédure générale du suivi (a) Cas de suivi vertical (b) Cas de suivi horizontal	X
A.9	Démonstration de la procédure du recouvrement des jonctions. (a)-(d) Cas de croisement. (e)-(i) Cas de coin.	XI
A.10	Les modèles de mailles proposés dans [LSMS85].	XII
A.11	Codage d'une maille.	XII
A.12	Quatre cas où la maille est décomposée en mailles superposées.	XIII
A.13	Simplification par fusion de mailles.	XIII
A.14	Ensemble des mailles restant après décomposition et fusion.	XIV
A.15	Traitement des jonctions par la méthode de maillage.	XV
A.16	Principe de la méthode de la corde de Ramer.	XVI
A.17	Interprétation de Δf_i dans la méthode de Wall et Danielsson.	XVII
A.18	Comparaison des deux méthodes d'approximation polygonale (a) Posi- tionnement de la jonction dans une méthode de basée sur l'amincisse- ment (b) Wall et Danielsson (c) Rosin et West.	XVIII
A.19	Vectorisation hiérarchique orienté-objet (a) Image d'origine contenant un fragment de route (b) Résultat de la vectorisation de l'image 1(a). Polygone (en bords blancs) construits par groupement de triangle. . . .	XIX
A.20	Illustration du groupement hiérarchique des polygones (a) Image d'ori- gine. (b) Résultat de vectorisation de l'image 4(a). Niveau de détail fin (numéro 0) : 598 polygones. (c) 1er niveau de détail : 156 blocs polygo- naux (d) 4ème niveau de détail : 23 blocs polygonaux.	XX
B.1	Analyse par ondelette d'un signal fréquence pure	XXIV
B.2	Analyse par ondelette d'un signal de Dirac	XXV
B.3	Analyse par ondelette d'un signal constitué de deux sinusoides plus un bruit	XXV
B.4	Approximations successives d'une même image mettant en valeur la partie des données d'un échelle à un autre.	XXVII

B.5	Aspect pyramidal de l'algorithme de décomposition en ondelette sur les espaces V_3, W_3, W_2 et W_1	XXXI
B.6	Exemple de décomposition en ondelette sur trois niveaux	XXXI
B.7	Exemple de décomposition de l'image Lenna en ondelette sur trois niveaux	XXXII
B.8	Tracé de deux fonction f et g sur l'intervalle $[-1,1]$: elles présentent toutes les deux une singularité en 0	XXXIII

Liste des tableaux

1.1	Des satellites à très haute résolution spatiale et leurs résolutions	17
3.1	Moyenne des valeurs de rappel et de précision	96
5.1	Critères quantitatifs	178
5.2	Mesures d'évaluation	178
5.3	Résultats donnés par d'autres techniques	179

Introduction générale

LA télédétection est la technique qui cherche tant par sa capacité d'intervention de grande envergure que par ses méthodes de plus en plus prometteuses, à obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. Cette technique est née du désir de l'homme d'observer et de comprendre son milieu de vie : prévisions météorologiques, surveillance des terres (cartographie de la végétation et des déboisements, évolution des agricultures, évolution des villes, etc.), surveillance militaire, étude de l'évolution des glaciers et des océans sont des exemples d'applications de la télédétection. En milieu urbain, la télédétection peut permettre d'améliorer la connaissance et le contrôle du développement urbain surtout sur des espaces en mutation rapide où des informations spatiales actualisées font défaut.

En effet, par le biais des images satellitaires, l'observation du milieu urbain depuis l'espace a pris un certain essor depuis l'apparition d'images satellitaires civiles à résolution spatiale décamétrique. Celle-ci s'accroît encore pour tendre vers une résolution inférieure à un mètre. La qualité des détails visibles sur de telles images a suscité un grand intérêt de la part des experts impliqués dans l'étude du milieu urbain. L'accroissement de la résolution spatiale augmente aussi la quantité des données générées. Cependant, le traitement manuel de la masse gigantesque de données présentes dans les images satellitaires à haute résolution spatiale est coûteux et demande un temps considérable.

La demande pour de nouvelles techniques automatiques de traitement de données (images de télédétection) se fait de plus en plus pressante puisque l'extraction des objets présents dans ces images est utile pour plusieurs applications. Reconnaître ces objets et évaluer leurs positions spatiales et les relations qui les unissent est considéré comme un problème de reconnaissance des formes. Parmi les informations recherchées dans les images de télédétection, les réseaux routiers retiennent une attention particulière par la variété de leurs applications. Ces éléments semblent prépondérants dans les systèmes d'information géographique. Cependant, leur extraction est délicate et de

très nombreux travaux ont été consacrés à l'étude de ce problème. L'extraction de réseaux routiers à partir d'une image satellitaire s'avère être une tâche complexe en raison de la grande variabilité des objets concernés. Ce qui s'explique par la nature du réseau observé. En effet, les réseaux présentent des apparences bien diverses selon leurs types (réseau autoroutier, réseau routier, chemins,...), leurs contextes (rural, périurbain, urbain ou forestier) ou leurs dates de construction ; un réseau urbain dans une grande ville, par exemple, aura de fortes chances d'apparaître comme un réseau avec une structure de grille, alors que des routes sinueuses de la campagne auront une structure bien moins définie.

Dans la plupart des cas, les méthodes d'extraction nécessitent l'intervention d'interprètes d'image et sont souvent désignées comme semi-automatiques. Elles nécessitent une information sur la position de la route, par exemple, la donnée des points de départ et d'arrivée, ou bien une initialisation très proche de la route finale. D'autres méthodes sont fondées sur une approche automatique sans qu'il y ait une intervention de l'interprète pour assister le système d'extraction. Elles se basent sur la connaissance *a priori* du modèle routier, quelques questions font alors surface sur les contraintes géométriques considérées, la façon dont elles sont imposées, et la précision de la prise en compte de la structure du réseau (grille, hiérarchie,...) etc.

Dans cette thèse, nous proposons un système d'extraction automatique des réseaux routiers à partir des images satellitaires à très haute résolution. Nous considérons dans ce travail le cas le plus défavorable, à savoir celui où une seule image est à la disposition de l'utilisateur. Alors que les techniques d'analyse de données moyenne résolution sont assez bien maîtrisées, le contexte de la haute résolution reste encore à explorer : l'amélioration des résolutions s'accompagne d'une évolution de la nature des informations, des données et d'un accroissement de leur complexités. L'objectif de cette thèse est donc le traitement de scènes pour l'extraction d'observables urbains, notamment les réseaux routiers à partir d'une unique image complexe issue d'un capteur à très haute résolution (0.6 mètre).

Différentes approches sont proposées pour atteindre cet objectif. Une démarche souvent utilisée consiste en la division en deux étapes successives de l'algorithme d'extraction du réseau routier à partir d'images THR :

Étape 1 - Détection : L'objectif est de localiser des zones dans l'image,

susceptibles d'appartenir à des routes. Le résultat est généralement fourni sous forme d'un ensemble de segments non connectés.

Étape 2 - Suivie : L'objectif ici est la finalisation des résultats en dégagant la totalité du réseau. La connexion des portions de route déjà détectées doit satisfaire un certain nombre de contraintes. Ces contraintes utilisent des informations *a priori* pertinentes sur la structure et son contexte, et devraient assurer une extraction correcte du réseau routier.

Dans ce cadre nous proposons deux algorithmes de localisation des routes, le premier utilise une technique géométrique basée sur la vectorisation en utilisant une triangulation de Delaunay contrainte, suivie d'un filtrage fondé sur la théorie de perception visuelle. L'originalité de notre approche réside dans la manipulation du format vectoriel obtenu après triangulation par la définition d'un formalisme logique rigoureux permettant le filtrage des arêtes des triangles tout en préservant les contraintes linéaires qui conditionne la triangulation en premier lieu.

Le deuxième algorithme se base essentiellement sur la théorie des ondelettes et particulièrement sur les deux volets multi-résolution et multi-direction. L'algorithme exploite différentes caractéristiques des images de télédétection en s'appuyant sur plusieurs modèles théoriques pour réaliser des performances satisfaisantes. En effet, nous employons une représentation échelle-espace, des approximations multi-résolution et une approche multi-direction, pour la conception d'une modélisation très riche. Nous proposons également dans notre travail de thèse une approche de localisation des routes mettant en jeu l'information fréquentielle multi-directionnelle issue de la transformée en ondelette Log-Gabor de l'image originale.

Dans l'étape de localisation, nous définissons deux détecteurs de routes qui profitent de l'information radiométrique, géométrique et fréquentielle. Cependant ces derniers ne permettent pas de fournir un résultat exact et précis. Ceci étant due au bruit apparaissant sous formes multiples : bruit d'acquisition, bruit d'occlusion. . . L'augmentation du niveau de détails engendre davantage de bruit, et par conséquent plus de difficulté pour définir un modèle assez générique pouvant s'adapter à la grande variabilité d'aspects de la route dans l'image. Pour remédier à ce problème, en exploitant toutes les sources d'information, les résultats sont transformés en un ensemble de points de contrôle faciles à stocker et à manipuler. D'où le gain en complexité et par conséquent en temps

de calcul.

Vu que nous appliquons le suivi sur un ensemble de points, un algorithme d'ajustement s'avère nécessaire. Toutefois, les techniques d'interpolation et d'approximation existantes ne permettent pas une modélisation correcte des différents objets existants. Ainsi, une nouvelle paramétrisation des fonctions Non Uniform Rational B-Spline (NURBS) est employée. Nous proposons une extension des NURBS ayant recours aux contraintes géométriques des formes à approximer. Nous désignons ce nouveau concept par Non Uniform Rational B-Spline Constraint (NURBSC). Dans ce sens, nous proposons une approche automatique permettant le suivi et la modélisation NURBS des structures linéaires à partir des images satellitaires haute résolution.

Le présent rapport est organisé en cinq chapitres :

- Le chapitre 1 introduit le cadre général de notre sujet, à savoir la reconnaissance de formes et la télédétection, ainsi que la problématique, étudiée dans cette thèse, qui se résume en l'extraction des réseaux routiers en milieu urbain à partir d'images satellitaires THR.
- Le chapitre 2 dresse un état de l'art détaillé des techniques d'extraction de route ainsi qu'une analyse précise du problème permettant de mettre en évidence la problématique du travail. Ainsi nous divisons les méthodes existantes en des approches semi-automatiques et automatiques.
- Le chapitre 3 est consacré à la description de notre algorithme de localisation par vectorisation, ce chapitre est organisé selon deux parties : La première présente la théorie géométrique définissant les triangulations de Delaunay avec contraintes, ainsi qu'un état de l'art des algorithmes permettant leurs constructions. La deuxième est une description détaillée des différentes étapes constituant notre algorithme de localisation.
- Le chapitre 4, est dédié au problème de localisation de route par transformée en ondelette, une étude bibliographique sur l'application de cette théorie dans le domaine d'extraction des réseaux routiers a été présentée, suivie d'une description détaillée de notre approche multi-résolution, multi-direction, pour la localisation surfacique des réseaux routiers à partir des images satellitaires urbaines à très haute résolution. Une vue globale du système, présentant ces différentes étapes est donnée en premier lieu, ensuite, les algorithmes utilisés dans chacune de ces

étapes sont détaillés.

- Dans le chapitre 5, nous commençons par présenter les techniques d'interpolation et d'approximation NURBS puis nous proposons une nouvelle paramétrisation de ces fonctions pour résoudre le problème de suivi et la connexion des portions de route déjà détectées. Nous présentons les différentes étapes de notre algorithme de suivi. Une description des procédures utilisées dans chacune de ses étapes est détaillée. Finalement nous exposons les mesures d'évaluation d'un système dans le contexte d'extraction de réseaux routier. Les résultats de nos expérimentations sur une image satellitaire THR ont été détaillés et évalués. Nous proposons également une étude comparative entre notre algorithme et d'autres méthodes existantes.

Nous terminons ces travaux par des perspectives à court, moyen et long terme.

Introduction

Le premier chapitre vise à décrire le cadre général de notre sujet. Une revue du domaine de la reconnaissance de formes est tout d'abord introduite. Un aperçu sur la télédétection et les images satellitaires est présenté dans la deuxième partie. La troisième partie, clôturant ce chapitre, s'intéresse à la présentation de la problématique.

1.1 La reconnaissance de formes

1.1.1 Présentation générale et domaines d'application

De nos jours, l'informatique participe à la plupart des systèmes décisionnels, ce qui fait de la reconnaissance de formes (RdF) un domaine majeur de l'informatique, dans lequel les recherches sont particulièrement actives. La reconnaissance de formes ou reconnaissance de motifs est un sous-domaine de l'apprentissage automatique. Elle vise à une automatisation des tâches de perception artificielle réalisées usuellement par le cerveau et le système sensoriel humain, elle a pour but d'associer une signification symbolique à une information riche et non structurée ; par exemple attribuer automatiquement une étiquette à une forme présentée dans une image, reconnaître un caractère, un son, un signal ou un objet dans une image numérique. Une forme est une représentation simplifiée du monde extérieur par un ensemble de motifs dont l'analyse est possible par l'ordinateur.

La RdF peut être perçue comme un procédé de réduction d'information, pour ne conserver que l'interprétation pertinente [TDF⁺07].

Il existe, en effet, un très grand nombre d'applications qui nécessitent un module de reconnaissance notamment dans les systèmes de traitement visant à automatiser certaines tâches que l'homme fait manuellement :

- La reconnaissance des caractères manuscrits (numérisation des livres, lecture automatique des lettres postales et des chèques bancaires).
- La vidéo surveillance (reconnaissance faciale).
- La biométrie (reconnaissance d'empreintes).
- L'imagerie médicale (échographie, scanner, imagerie par résonance magnétique).
- L'imagerie satellitaire (reconnaître les différents types de sols, les réseaux routiers et fluviaux, les différents types de bâtiments).
- La classification de la couverture terrestre à travers des techniques de fusion d'images multi-spectrales [FBE08].
- Les applications militaires (observation, guidage).
- La reconnaissance de la parole (les systèmes de commande vocale), etc.

1.1.2 Les approches de la reconnaissance de formes

Il n'y a pas de théorie unique de RdF, toutefois, il existe deux approches principales : l'approche fondée sur la théorie statistique et l'approche structurelle de la décision.

1.1.2.1 Approche statistique de la RdF

L'approche classique est fondée sur l'étude statistique des mesures que l'on a effectuées sur les objets à reconnaître. L'étude de leur répartition dans un espace métrique et la caractérisation statistique des classes permet d'opter pour une reconnaissance du type " plus forte probabilité d'appartenance à une classe ". Ces méthodes s'appuient, en général, sur des hypothèses concernant la description statistique des familles d'objets analogues dans l'espace de représentation [Mic84]. Dans cette approche, on supposera donc que les mesures faites sur une forme peuvent s'exprimer sous la forme d'un vecteur $X = (x_1, \dots, x_n)$ de l'espace R^n . On dispose d'un ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire un jeu de vecteurs dont on connaît la classe d'appartenance. Le problème peut, dès lors, se résumer à ceci : Etant donné un vecteur inconnu, obtenu par des mesure sur une forme, à quelle classe doit-on l'affecter ? Autrement dit, le but est de reconnaître la forme inconnue en fonction de l'apprentissage effectué [Mic84]. L'approche statistique

ou vectorielle consiste à représenter les formes par des vecteurs de caractéristiques, puis à construire des classifieurs (paramétriques, non paramétriques) opérant sur ces vecteurs [Mil93].

1.1.2.2 Approche structurelle

Si l'approche statistique permet de se placer dans un cadre mathématique solide et général, elle présente néanmoins un défaut, celui d'oublier la nature des mesures qui sont faites sur les formes et de les traiter de façon abstraite. Cependant, il est plus simple et plus riche d'utiliser des paramètres descriptifs liés à la nature même des formes étudiées. Si l'on possède une technique de suivi de contour (ce qui est facile à visualiser dans les images à deux niveaux de gris) et un détecteur de segment, on peut observer par exemple que tous les triangles peuvent conduire à une description du type : " la frontière est composée d'un segment horizontal de longueur l , suivi d'un segment oblique de longueur à peu près l et d'un autre segment oblique de longueur à peu près l aussi qui se termine au point de départ du premier " [Mic84].

L'intérêt d'une telle description est d'être universelle pour tous les triangles équilatéraux, indépendamment de leur taille et de leur position dans l'image. Elle décrit ces figures, d'une part en définissant des formes élémentaires (segments de droites dans la frontière) et, d'autre part, par l'assemblage de ces formes élémentaires pour constituer la figure totale. On dit qu'une telle description est de type structurel, puisqu'elle s'attache plutôt à définir les caractéristiques intrinsèques de la forme qu'à donner sa description métrique (ce qui ne se révèle pas enrichissant par ses informations dans un tel exemple) [Mic84].

Dans le cas d'une description structurelle, il faudra utiliser des formalismes plus complexes. Les formes sont décomposées en primitives simples (c'est-à-dire en composantes élémentaires -non décomposables- d'une forme). Elles sont mises en évidence à la phase d'extraction. A titre d'exemple un segment de droite, une boucle ou autre... dans une figure géométrique peut correspondre à des pixels d'une image. Ces formes sont ensuite représentées par un objet complexe, composé de primitives, comme une chaîne ou un graphe. Le processus de reconnaissance grammatical, stochastique ou graphique est propre à la représentation utilisée.

La représentation structurée peut sembler plus naturelle en RdF. le traitement structuré des formes peut ainsi se répartir en deux grandes familles [Mil93] :

- Syntactique : car elle tente de s'appuyer sur les travaux de la linguistique formelle. Les formes sont alors codées par des " mots " utilisant un alphabet dont chaque terme représente un élément de la forme à décrire. Définir une classe de formes revient à établir des règles syntaxiques caractérisant les mots acceptables. Le choix de l'alphabet et des règles syntaxiques est souvent fort délicat, mais des méthodes pour déterminer ces règles ont été proposées [Mic84].
- Structurelle : tout en organisant la représentation des formes à l'aide de primitives de description et de relations entre ces primitives, elle ne s'appuie pas sur les grammaires formelles mais sur des techniques combinatoires (isomorphismes de graphes, arbres d'interprétation,...) ou numériques (métrique sur les mots, relaxation,...)[Mic84].

Dans le cadre de la RdF, on parle alors d'approche structurelle pour désigner les méthodes qui s'appuient sur ces principes.

1.2 La télédétection et les images satellitaires

La télédétection spatiale, dont l'objectif est l'observation de la Terre, est l'ensemble des connaissances et des techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques de la surface et de l'atmosphère de la Terre, par des mesures effectuées à partir d'un engin spatial se trouvant à distance convenable de cette dernière.

De nombreux moyens d'acquisition (optiques, lasers, radars, sismographes, gravimètres, etc.) peuvent être utilisés. Les méthodes d'acquisition dites optiques utilisent la mesure des rayonnements émis ou réfléchis par les objets étudiés dans un certain domaine de fréquences (infrarouge, visible, etc.). Ceci est rendu possible par le fait que les objets étudiés (végétation, habitations, surfaces d'eau ou masses d'air) émettent ou réfléchissent des rayonnements à différentes longueurs d'onde et intensités selon leurs états. Certains instruments de télédétection, comme les sonars, utilisent des ondes sonores de façon similaire, tandis que d'autres mesurent des variations dans des champs magnétiques ou gravitaires [Des91].

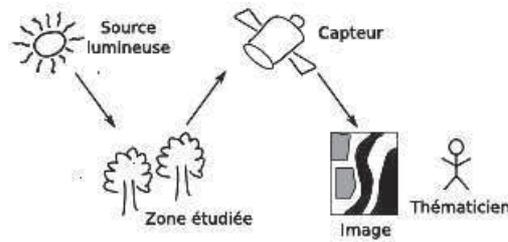


Figure 1.1 — Schématisation du processus de télédétection optique

Dans cette thèse nous étudions des données issues de la télédétection optique (figure 1.1) où l'information captée par le système de détection est une réponse radiométrique des surfaces. Ces données prises à partir de plateformes aériennes ou de satellites, se présentent sous la forme d'une matrice de pixels formant une image pouvant être de nature différente en fonction, principalement, de la résolution spectrale et de la résolution spatiale des capteurs [For85] :

La résolution spectrale c'est-à-dire la largeur de l'intervalle de chaque bande spectrale, varie de $0,2 \mu m$ à $10 \mu m$ suivant les capteurs. Le nombre de bandes peut aller de trois ou quatre (SPOT, Quickbird) jusqu'à une centaine (DAIS) ce qui correspond à la Très Haute Résolution spectrale. On distingue généralement quatre régions spectrales :

- le visible (VIS) : $0,4 \mu m$ à $0,7 \mu m$.
- le proche infrarouge (NEAR-IR) : $0,7 \mu m$ à $1,5 \mu m$.
- le moyen infrarouge (MID-IR) : $1,5 \mu m$ à $3 \mu m$.
- l'infrarouge lointain (FAR-IR) : $3 \mu m$ à $15 \mu m$.

La résolution spatiale c'est la distance la plus petite permettant de distinguer deux objets voisins. Cette résolution s'exprime en mètres ou en kilomètres et elle mesure le coté d'un pixel. Ainsi une résolution grossière (plusieurs centaines de mètres voire plusieurs kilomètres) ne permettra pas de distinguer des objets spatiaux de petites tailles comme des bâtiments ou des petites parcelles agricoles. Une résolution plus fine (quelques dizaines de mètres à un mètre) autorisera par exemple l'identification des réseaux de communication les plus fins (routes, chemins ferrés, rivières...).

On distingue généralement, dans le domaine civil, quatre catégories de résolution :

- la basse résolution (> 100 m).
- la moyenne résolution MR (80 m).

- la haute résolution HR (10 à 30 m).
- la très haute résolution spatiale THR (inférieure à 1 m).

Une résolution spatiale élevée autorise la distinction d'objet spatial de petite taille. Mais plus la résolution augmente, plus la taille des images (exprimée en octets) est importante, ce qui ralentit les traitements et nécessite un matériel très performant. De plus, l'augmentation de la résolution spatiale va de pair avec la diminution de la taille des scènes (portion de surface terrestre observée et enregistrée) (fig1.2).

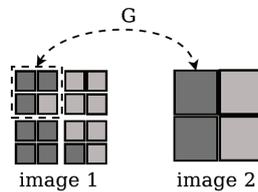


Figure 1.2 — image haute résolution vs image basse résolution : un pixel de l'image 2 correspond à quatre pixels de l'image 1

La figure 1.3 illustre ces différences de résolutions spatiales. Ces images, saisies par le satellite Spot en mai 2002, proviennent de la base de données du Centre National d'études Spatiales (CNES). On peut constater que plus la résolution spatiale est fine, plus le niveau de détails augmente. Sur l'image (a) on peut distinguer la partie urbaine (en blanc) de la végétation (en rouge). Sur l'image (b) on commence à percevoir les routes les plus larges, les croisements principaux, de même que des zones pavillonnaires. Sur l'image (c), toutes les routes (ainsi que certaines voitures) sont clairement discernables, de même que les bâtiments individuels, les entrepôts, etc.

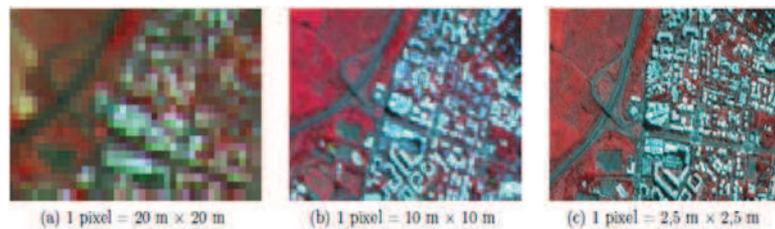


Figure 1.3 — Images satellitaires à différentes résolutions représentant la même scène ©CNES 2009.

1.3 Problématique et Modélisation

Le but de notre travail est de trouver une réponse satisfaisante à l'un des problèmes toujours d'actualité en traitement d'images qui est la détection des réseaux routiers en milieu urbain à partir d'images satellitaires THR. Ce travail vise à introduire des techniques d'extraction et de reconnaissance du réseau routier à partir d'images issue du capteur THR.

Un réseau se définit comme un ensemble de lignes qui s'entrecroisent plus ou moins régulièrement. De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre à l'extraction des réseaux routiers. L'objectif final de ces approches est souvent la production ou la mise à jour cartographique. En effet, l'étendue des surfaces à cartographier et les délais de mise à jour de cartes font de l'extraction de réseaux un enjeu important.

1.3.1 Caractéristiques communes des réseaux

En reconnaissance de formes, il est essentiel d'avoir un modèle pour rechercher des objets mal définis, pour cela il convient pour bien répondre aux objectifs visés, de se poser au préalable plusieurs questions :

Quel est l'objet à extraire et quelle est sa variabilité typologique ?

Comment apparaît l'objet dans l'image ?

Quelles informations propres à l'objet cherche-t-on à extraire ?

Avec quelle fiabilité ?

Dans ce contexte, les réseaux sont généralement caractérisés par les contraintes géométriques suivantes :

- La courbure du réseau est faible.
- La forme des branches est allongée et de longueur importante.
- L'épaisseur des branches varie peu (voire pas du tout) et de façon progressive.

Des caractéristiques topologiques peuvent également être exploitées :

- Le réseau présente peu d'extrémités libres (c.à.d. non connectées).
- Le réseau peut présenter des intersections.
- Il est peu redondant (pas de superposition en dehors des intersections).

Du point de vue radiométrique, deux hypothèses sont constantes quelque soit le type du réseau à extraire :

- Le niveau de gris du réseau est localement homogène.
- Le réseau contraste fortement avec son environnement.

1.3.2 Variabilité des réseaux

Les caractéristiques communes du réseau routier sont soumises à de grandes variations. Ces variations dépendent du :

- type de route : le type à extraire pourra être autoroutes, routes et rues ou chemins.
- contexte : rural (Fig 1.4 (b)), péri-urbain, urbain (Fig 1.4 (a)) ou forestier.
- type d'application : le réseau à extraire pourra être linéique (comme les axes routiers) ou surfacique (les routes apparaissant comme des rubans de radiométrie homogène).
- mode d'acquisition : Les propriétés radiométriques du réseau et de son environnement sont fortement dépendantes du matériel de prise de vue et de numérisation. Ainsi, un même réseau apparaîtra différemment selon l'angle de prise de vue, le type de capteur, la résolution spatiale ou encore la bande spectrale considérée.



Figure 1.4 — Exemples de réseaux routiers sur des images THR d'une partie de la ville de strasbourg - (a) réseau routier urbain sur une image QUICKBIRD 0.6 mètre de résolution ©Space Imaging - (b) réseau routier rural sur une image aérienne de cinquante centimètres de résolution fournie par l'IGN (©IGN).

1.3.3 Modélisation du réseau routier

1.3.3.1 Les différents modèles

Dans la réalité ou sur des images de télédétection (basse, moyenne ou haute résolution), les caractéristiques de la route sont soumises à des variations qui rendent

impossible une modélisation simple et précise. Ces variations sont attribuées à plusieurs causes :

- La variabilité des matériaux et des méthodes de fabrication induit de nombreuses modifications des propriétés de la route.
- L'environnement contribue également à la modification de l'apparence du réseau routier, qu'il s'agisse de l'usure des matériaux, de la présence d'ombres ou de véhicules, d'objets en surplomb (rochers, arbres, . . .), etc.
- Le capteur (œil humain, appareil photographique ou caméra), enfin, a une influence non négligeable. En ce qui concerne les images, leurs caractéristiques géométriques sont directement liées à la résolution et à l'échelle. Les caractéristiques radiométriques sont, quant à elles, fortement dépendantes du matériel de prise de vue et de numérisation. La nature du support sur lequel la route est représentée modifie aussi son apparence. On comprend aisément qu'un même objet vu sur un écran d'ordinateur, sur le support papier d'une photographie ou la toile d'un écran de projection n'aura pas le même aspect.

Il existe une grande variabilité d'aspects de la route dans l'image. Il est donc difficile de trouver un modèle générique de la route. Toutefois, quelques caractéristiques majeures peuvent être dégagées. La plupart des méthodes d'extraction de routes se basent sur des modèles simples de routes. Les caractéristiques principales de ces modèles sont communes à beaucoup d'auteurs [PCR01][Lac04], à savoir que la route a une radiométrie homogène le long de son axe, et présente un contraste par rapport à son environnement. De plus la longueur de la route et sa courbure sont supposées varier lentement.

Toutes ces caractéristiques sont utilisées à un niveau ou à un autre par le système d'extraction de routes. Deux comportements peuvent émerger :

- Si les critères sont trop contraints, on obtient alors peu de fausses détections, mais également beaucoup d'omission.
- Si par contre les critères sont très permissifs dans ce cas, le résultat n'est pas suffisamment sélectif (peu d'omission, mais beaucoup de fausses détections).

L'accumulation des critères traduit une sur-contrainte qui rend le problème difficile à résoudre, toutefois un nombre réduit de caractéristiques risque de soulever un problème de surabondance en termes de sélectivité. L'efficacité des techniques d'extraction de réseau routier repose sur un choix judicieux de caractéristiques qui évite l'une et l'autre de ces limites.

Pour conclure cette partie, toutes ces observations conduisent à définir le modèle suivant, couramment adopté dans la littérature :

Le réseau routier se présente sous forme d'un ensemble de bandes homogènes très allongées, de largeurs constantes, de courbures locales faibles, de radiométrie foncée plus ou moins contrastée avec l'environnement, qui s'interconnectent et peuvent localement présenter de petits objets. Certaines exceptions existent, ainsi on peut rencontrer localement des portions de routes qui mettent en défaut la modélisation géométrique (rond-point).

1.3.3.2 Les différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes

Il existe deux étapes successives pour le problème d'extraction du réseau routier à partir d'images THR :

Étape 1 - Détection L'objectif est de localiser des zones dans l'image, susceptibles d'appartenir à des routes. Le résultat est généralement fourni sous forme d'un ensemble de segments non connectés.

Étape 2 - Suivi L'objectif ici est la finalisation des résultats en dégagant la totalité du réseau. La connexion des portions de route déjà détectées doivent satisfaire un certain nombre de contraintes. Ces contraintes, qui utilisent des informations *a priori* pertinentes sur la structure et son contexte, devraient assurer une extraction correcte du réseau routier.

1.3.4 Cadre d'application

L'analyse des informations du milieu urbain issues des images satellitaires ou aéroportées est essentiellement effectuée par photo-interprétation avec un apport des mesures-terrain. La complexité des paysages urbains rend difficile la réalisation d'algorithmes performants et fiables. Car l'adéquation entre la résolution spatiale et la discrimination des éléments varie en fonction de la taille, de l'organisation et de la densité des objets urbains [Web95] . Le terme de **morphologie urbaine** est associé à deux principales acceptions [MC88] :

Dans la première, il recouvre la notion de forme urbaine, dans la deuxième, il désigne les moyens qui rendent possible la connaissance de l'objet ville, c'est-à-dire l'art de

reconnaître les éléments types dans la ville et de comprendre la façon dont ils s'organisent.

Nous retiendrons de cette notion que la morphologie urbaine est un moyen de lire la ville, afin d'en expliciter la forme, ou de distinguer « les » formes de ses différentes composantes. En ce sens, elle est très étroitement liée à la notion de typologie : la **typologie** est une méthode permettant de reconnaître dans la ville des objets ou des composantes élémentaires de même type. Les critères utilisés par les urbanistes ou les architectes pour mener à bien cette lecture de la ville intègrent les aspects historiques, sociaux et économiques et relie souvent les fonctions des bâtiments à leur forme, en complétant leur étude de la ville d'une analyse fonctionnelle. Citons les points de vue suivants :

- Rossi [Ros90] considère que la fonction d'une composante de la ville peut être différente dans une même forme, car la fonction peut évoluer et la forme persiste.
- Bernard Hillier [MC88] ne s'intéresse qu'à la forme physique et spatiale de la ville lorsqu'il évoque la morphologie : selon lui, ce qui importe, c'est la description géométrique de l'espace et des formes bâties et les liens entre les deux.

Les « pixels urbains » résultent donc d'une combinaison des différentes réflexions d'objets urbains hétérogènes (toits des bâtiments, asphalte, béton, eau, végétation, ...) présents dans le champ de vue des CCDs du capteur.

L'infrastructure de la ville étudiée joue également un grand rôle dans l'analyse du milieu urbain. Ainsi, les villes caractérisées par des structures urbaines espacées et par un réseau urbain quadrangulaire (villes des États-Unis d'Amérique par exemple) sont relativement faciles à analyser (pour l'extraction de réseau routier) et ceci, même avec des images de résolution spatiale décamétrique. En revanche, les anciennes villes européennes, africaines ou asiatiques aux termes serrés et aux réseaux routiers tortueux nécessitent une résolution spatiale plus fine et sont plus complexes à analyser ([Web95]; [Wel82]).

1.3.5 Données d'expérimentation

Notre étude se concentrera sur l'extraction du réseau routier urbain de villes possédant des structures urbaines européennes. Pour le développement de la méthode, nous disposons de deux jeux de données sur deux villes de France : Strasbourg et Marseille. Ces villes présentent un réseau routier bien perceptible sur des images de très haute ré-

solution (par exemple les satellites SPOT 5, Ikonos, Quickbird...). Le terme très haute résolution est bien évidemment relatif au contexte d'étude. Dans notre cadre d'étude, nous entendons par très haute résolution spatiale une résolution inférieure à 1 m dans le canal panchromatique [PW02].

Le tableau 1.1 présente les caractéristiques de ces satellites à très haute résolution spatiale.

Tableau 1.1 — Des satellites à très haute résolution spatiale et leurs résolutions

	Date de lancement	Bande panchromatique	Bande multispectrale
SPOT 5	2002	2,5 m - 5 m	10 m
Ikonos 2	1999	0,82 m	3,28 m
Quickbird	2000	0,61 m	2,44 m
EROS 1A 5	2000	1 m - 1,8 m	-

Il convient de préciser que ces résolutions sont données pour des conditions de prise de vue au nadir (point au sol situé à la verticale du satellite ou du capteur.), correspondant à la meilleure résolution que l'on peut obtenir. Ainsi les images étudiées sont issues du satellite Quickbird, la résolution des pixels varie de 61 cm au nadir à 72cm. Dans le cas du satellite Quickbird, les images sont souvent ré-échantillonnées à 70 cm pour avoir une résolution homogène sur toute l'image. L'analyse visuelle des

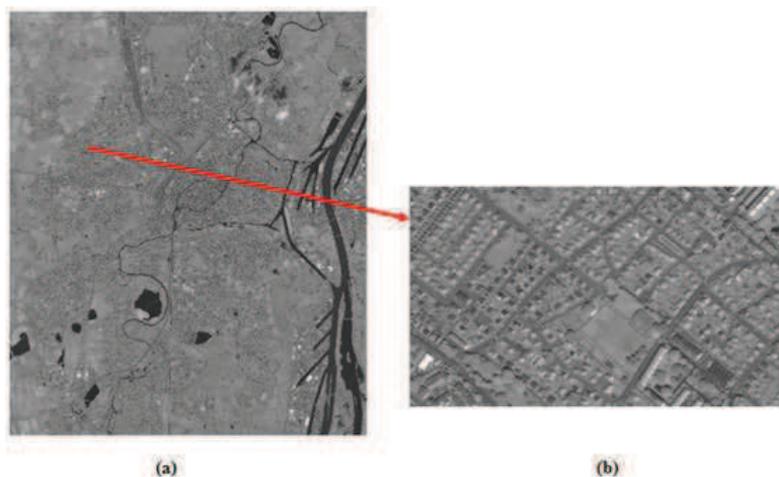


Figure 1.5 — (a) Image panchromatique issue du satellite Quickbird de résolution 0.6 cm sur la ville de Strasbourg, que nous utilisons pour évaluer notre approche, fournie par LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement). (b) Une fenêtre de l'image

images (Fig1.5 et Fig1.6) montre que les routes apparaissent clairement sur les images de résolution spatiale 0.6cm et ne présentent aucune distorsion. Les formes des objets urbains sont donc préservées sur ces images.

L'analyse bibliographique a montré que les routes ne possèdent pas toujours la même réponse spectrale, elle dépend aussi bien du type de revêtement des routes que de leurs états. L'observation des images montre cependant que le contraste route-environnement est assez important pour les autoroutes et les voies express, cependant il est plus faible pour les routes secondaires qui sont ainsi plus difficiles à percevoir.

Enfin l'analyse des images et l'étude bibliographique permettent également d'identifier différentes perturbations que peuvent rencontrer les algorithmes d'extraction du réseau routier urbain sur des images à haute résolution spatiale. Ces perturbations sont de plusieurs ordres :

1. Des perturbations dues à la perception naturelle des objets urbains à détecter (les routes) :
 - Ombre portée des arbres ou des bâtiments qui varie en fonction de l'heure d'acquisition et de l'angle de visée du capteur.
 - Des arbres et ponts masquant une partie de la route.
 - Tunnels ou voies sans issue interrompant brusquement la route.
2. Des problèmes influençant la complexité algorithmique :
 - Voisinage de radiométrie similaire à la route à détecter (bâtiments, parkings, trottoirs,...).
 - Véhicules circulant et masquant ainsi une partie de la route.

Nous pouvons remarquer deux principales raisons qui décrivent la difficulté à extraire les routes lorsque l'environnement s'urbanise [HBH01] :

1. L'hétérogénéité des objets appartenant à la même classe, par exemple, les routes du centre ville sont plus compliquées que les routes en zone périurbaine ou rurale.
2. L'apparence d'un objet est souvent influencée par les objets de son voisinage, par exemple, les bâtiments projetant leur ombre sur une route produisent de fortes variations d'intensité dues à l'ombre au milieu d'une route habituellement claire et homogène.

La phase d'expérimentation de nos algorithmes a été orienté vers l'utilisation des fenêtres extraites de l'image de Strasbourg telle que décrit par les figures Fig1.5 et Fig1.6. L'évaluation quantitative de l'apport de nos algorithmes s'est appuyée sur les

deux métriques rappel et précision.

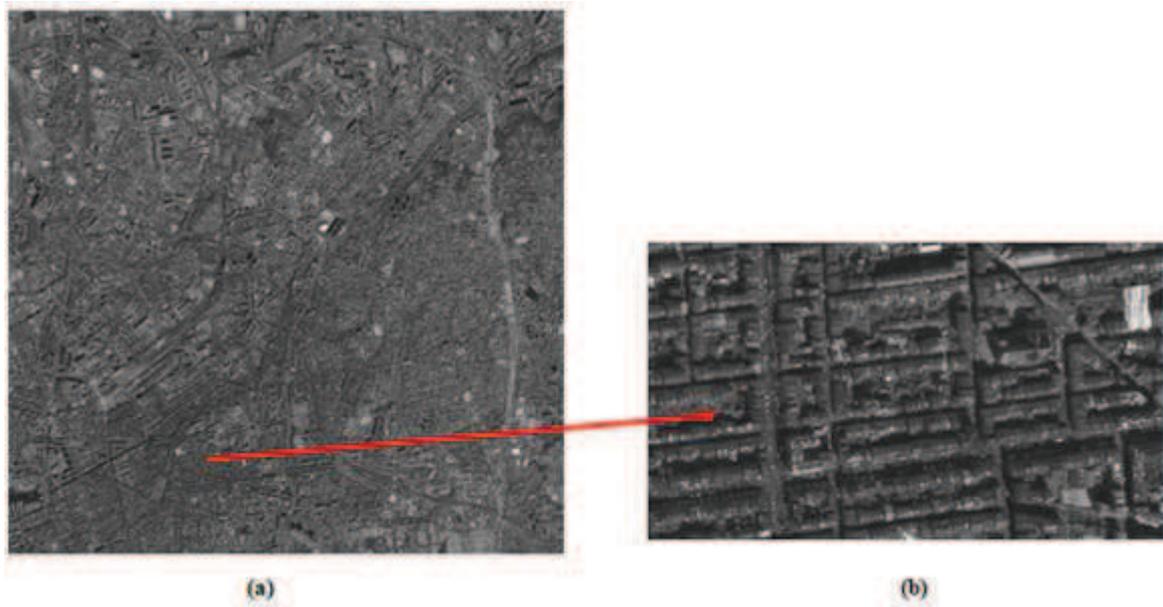


Figure 1.6 — (a) Image panchromatique issue du satellite Quickbird de résolution 0.6 cm sur la ville de Marseille, que nous utilisons pour évaluer notre approche, fournie par LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement). (b) Une fenêtre de l'image

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la théorie de la reconnaissance de formes, comme étant le cadre général de notre sujet de thèse, ainsi que ses principales approches. Ensuite, nous nous sommes intéressés au domaine de la télédétection en tant que cadre applicatif de cette théorie. Nous avons achevé ce chapitre par la présentation de la problématique, qui se résume dans l'extraction des réseaux routiers en milieu urbain à partir des images satellitaires THR. L'étude sur les méthodes traitant ce thème est nécessaire, ceci fait l'objet du chapitre suivant.

Extraction des réseaux routiers : État de l'art

Introduction

L'extraction de réseaux routiers, à partir d'images satellitaires ou aériennes, a fait l'objet de nombreuses recherches et une grande variété de méthodes a été proposée pour traiter ce problème. En effet, l'enjeu est important puisque l'étendue des surfaces à cartographier est immense et les délais de mise à jour des cartes déjà existantes sont considérables. Cependant, malgré toute l'attention portée au problème, l'extraction de réseaux routiers reste aujourd'hui un challenge en raison de la grande variabilité des objets concernés, et en conséquence, de la difficulté à les caractériser.

Après avoir décrit les caractéristiques principales des réseaux routiers ainsi que leurs variabilités (chapitre 1), nous présentons, dans ce chapitre, les deux catégories de méthodes proposées dans la littérature pour l'extraction : les méthodes semi-automatiques et les méthodes automatiques. Cet état de l'art survole les techniques proposées par les deux catégories et n'est pas exhaustif.

2.1 Les méthodes semi-automatiques

Certaines méthodes se situent dans le cadre de l'aide à la saisie des interprètes d'image et sont considérées comme semi-automatiques. Elles nécessitent une information sur la position de la route comme, par exemple, la donnée des points de départ et d'arrivée, ou bien une initialisation très proche de la route finale. Généralement, les méthodes semi-automatiques sont plus précises en termes de fausses alarmes car elles disposent de contraintes très fortes comme la désignation des points de départ et des

points d'arrivée.

2.1.1 Les contours actifs

Un contour actif est une courbe (ouverte ou fermée), disposée sur une image et que nous souhaitons faire converger vers une zone d'intérêt de celle-ci. Les contours actifs ont été largement utilisés dans diverses problématiques en traitement d'images. Ils offrent de nombreuses possibilités en termes de modélisation et sont associés à des algorithmes simples et rapides. L'idée est relativement simple : il s'agit, dans un premier temps, de définir une fonctionnelle ou « énergie » sur l'espace des courbes (le plus souvent fermées) dans le domaine de l'image dont les minima délimitent les objets d'intérêt de l'image, puis de trouver un minimum de cette fonctionnelle.

Le modèle original a été introduit par Kass et al [KWT88] pour extraire des objets présents dans des images. Le modèle défini incorpore deux termes d'énergie : une énergie interne et une énergie image.

$$E = E_{int} + (1 - \alpha)E_{ext} \quad (2.1)$$

avec : E_{int} est l'énergie interne qui représente les contraintes internes que le contour doit respecter.

E_{ext} est l'énergie externe, elle décrit les effets de l'image sur le contour et permet son attraction vers l'état souhaité.

$\alpha \in [0,1]$ est un paramètre de pondération.[AK01]

L'énergie interne regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points, généralement, le contour doit conserver une forme lisse et empêcher un point de se détacher trop loin du reste du contour. L'énergie externe décrit les effets de l'image sur le contour et permet son attraction vers l'état souhaité. Cette énergie externe doit théoriquement être minimale si le contour trouve parfaitement la forme à extraire. L'évolution du contour consiste ensuite en un processus itératif qui minimise l'énergie E . Le contour d'énergie minimum est censé délimiter les objets d'intérêt de l'image.

L'inconvénient majeur du premier modèle proposé est que le contour final dépend de l'initialisation du contour initial, qui doit être choisi proche de la solution pour obtenir une bonne détection. Afin de réduire l'effet d'initialisation, Cohen [RDZ00] a modifié le modèle original en l'ajoutant les forces « ballons ». Cette force « ballon

» peut être également vue comme un terme d'aire ajouté à l'énergie géométrique du contour actif. Elle permet d'améliorer la stabilité des résultats : elle évite au contour de rester bloqué dans des minima locaux « évidents » de l'énergie causés par des points de fort gradient isolés dans l'image. Elle permet également une plus grande flexibilité dans l'initialisation du contour.

L'extraction de linéiques par les contours actifs fait l'objet de plusieurs travaux. Péteri et al [PCR01] proposent une méthode d'extraction des routes sur des images haute résolution. La route n'est pas extraite directement en tant que surface mais plutôt comme une paire de bords. À partir d'un graphe dont les sommets représentent les carrefours et les arcs des polygones figurant les routes, une extraction plus fine est réalisée. Dans un premier temps, les polygones sont dédoublés et placés de chaque côté de l'arc de départ. Elles sont optimisées conjointement en tant que deux contours actifs ouverts et à des résolutions de plus en plus fines. L'optimisation conjointe permet de garder un parallélisme local entre chaque bord de la route, et l'utilisation d'une approche multi-résolution permet de limiter les effets du bruit géométrique. Une fois les polygones optimisés, les carrefours sont extraits avec des contours actifs simples dont les extrémités sont fixées. Cette méthode permet une extraction très précise des deux bords de la route mais nécessite une très bonne initialisation du contour.

Bobillet et al [BCG⁺03] proposent un modèle de contours actifs pour la localisation précise de rangs de vigne (c.à.d. de linéiques) sur des images de télédétection haute résolution. L'étude est simplifiée car les auteurs travaillent sur des images contenant uniquement des rangs de vignes et avec une seule orientation. Le modèle est composé de $N + 1$ segments suivant le nombre de rangs présents. Chaque segment S_i traverse l'image d'un bord à un autre, et est complètement défini par les deux paramètres θ_i et $P_i = (x_i, y_i)$. Les deux pics obtenus par le calcul de densité spectrale de puissance sont utilisés pour estimer l'orientation et l'espacement des rangs de vignes. Les segments sont alors initialisés en utilisant ces mesures. L'énergie de l'image est proportionnelle à l'intensité des points des segments (les rangs étant caractérisés par une faible intensité), tandis que l'énergie géométrique maintient un espacement aussi régulier que possible et un angle constant entre les segments. L'énergie totale est alors minimisée par un algorithme de descente de gradient.

Rochery et al [RJZ06] définissent une nouvelle classe de contours actifs, appelée contours actifs d'ordre supérieur exploité dans le cadre d'extraction de linéique à partir

des images de télédétection. La nouveauté réside dans le fait que les énergies définies sont quadratiques sur l'espace des 1-chaînes, contrairement aux énergies classiquement utilisées qui sont linéaires. Ce nouveau type d'énergie permet une nouvelle modélisation. Ainsi, des contraintes géométriques plus strictes ont été introduit dans le modèle ce que permet de contrôler la forme globale du contour. L'énergie définie est alors composée de deux termes qui prennent en compte deux aspects fondamentaux des routes à savoir les aspects géométriques et les aspects radiométriques. L'évolution du contour vers l'état stable qui correspond au minimum de l'énergie est effectué en utilisant la méthodologie des courbes de niveaux. Toutefois, la forme de la fonction de courbes de niveau et la réinitialisation fréquemment effectuée empêchent la possibilité de former des contours à l'intérieur d'une région déjà existante ou bien de former des contours dans n'importe quelle partie de l'image c-à-d on ne peut pas détecter des cercles à l'intérieur d'autres cercles. De plus, l'utilisation des contours actifs quadratiques entraîne des forces non locales dans l'équation d'évolution, dont l'évaluation requière l'extraction du contour des régions et l'intégration sur le contour, suivies de l'extension de la force sur tout le domaine de l'image.

2.1.2 La programmation dynamique

La programmation dynamique est un paradigme de conception qui permet de résoudre des problèmes d'optimisation sous contrainte. Elle permet de minimiser, de manière efficace, une fonction coût dans un graphe, et de trouver le chemin optimal qui permet de relier deux points fixes d'une même structure. Une première étape consiste à définir la fonction coût. Les méthodes par programmation dynamique nécessitent la définition de plusieurs points situés au voisinage de la solution. et suite à un traitement itératif, l'élément recherché est trouvé en satisfaisant une fonction de coût minimal. Ainsi, dans un second temps, le chemin de coût minimal est recherché entre un point initial et un point final le plus souvent fixés, par un utilisateur.

Fischler et al [FTW81] utilisent cette technique d'optimisation pour la détection précise des routes et des structures linéaires dans des images aériennes et satellitaire. Un graphe est défini à partir de l'image où chaque noeud correspond à un pixel et les arcs relient les pixels voisins déterminés par la matrice d'adjacence. Une route est modélisée par un chemin dans ce graphe. A chaque chemin est associé un coût

défini comme la somme des valeurs associées aux nœuds qui composent ce chemin. Ils combinent les résultats de différents opérateurs de détection de lignes et de contours spécialement adaptés en un tableau de coûts inversement reliés à la vraisemblance de la présence d'une structure linéaire pour chaque point donné. Ensuite, le chemin de coût minimal est déterminé par l'application de l'algorithme F^* qui nécessite la désignation de point de départ ainsi que le point d'arrivée. Cet algorithme, référence dans le domaine de l'extraction de réseaux linéiques, donne de très bons résultats sur des images aériennes de faible résolution.

Merlet et Zerubia [MZ96] proposent une amélioration de l'algorithme de Fischler et al. [FTW81] en exploitant les différentes caractéristiques des objets linéiques tels que le contraste, la courbure locale etc. Ainsi, les cliques définis sont d'ordre supérieur à deux afin de mieux prendre en considération le contraste des routes. La courbure locale du réseau est introduite par l'exploitation d'un système de voisinage de taille supérieure à un. Les points de départ et de fin sont déterminés manuellement puis le chemin de coût minimal entre ces deux points est calculé. Toute l'information est synthétisée avec une fonction de coût unique définie sur l'image originale. L'algorithme proposé est appliqué sur des images SPOT pour détecter les routes et les vallées.

Grün et Li [GL95] proposent un algorithme semi-automatique d'extraction de routes à partir des images haute résolution fondé sur plusieurs étapes. Tout d'abord, un filtre de Wallis [ZZZ99] est utilisé pour améliorer l'image originale et faciliter le processus d'extraction des routes tout en appliquant localement une amélioration adaptative du contraste (variant dans l'espace) à un niveau de gris tramé. Ce filtre est conçu pour les niveaux de gris des images dans lesquelles il y a des zones importantes de tons clairs et foncés, par opposition à un filtre contrasté global, qui applique le même niveau de contraste partout dans une image entière. Suite à cette étape, une transformée en ondelette est appliquée sur l'image résultante [Mal00]. L'ondelette est proposée afin de rehausser le profil des routes. À l'aide de l'image pré-traitée, un opérateur humain désigne plusieurs points d'amorce à partir desquels la route est recherchée. L'extraction se fait par programmation dynamique et une énergie tenant compte de plusieurs hypothèses sur les routes (la route est plus claire que son environnement, elle est homogène, a une structure linéaire, est lisse, ne change pas brutalement de direction et sa largeur varie peu) est minimisée. Le résultat final est donné sous la forme d'un

polygone contrôlé par un nombre fini de points représentant la route. Nous pouvons remarquer que, contrairement aux autres méthodes, les points de contrôle ne forment pas une chaîne de pixels, mais une suite de segments.

2.1.3 Filtrage

Le filtrage peut être considéré comme un type particulier d'algorithme de suivi. Étant donnée une trajectoire dans l'espace d'état et les observations passées, le filtrage correspond à un processus d'estimation de l'état courant sachant son passé et les observations courantes.

Vosselman et de Knecht [VdK95] proposent un algorithme de traçage de routes. Dans un premier temps, un opérateur est utilisé afin de déterminer le premier segment de départ. Ce segment est ensuite utilisé d'une part pour initialiser les paramètres de filtre de Kalman et d'autre part pour extraire un template de profil d'intensité de routes. Ainsi, la prédiction de position et de largeur de nouveau segment est faite à partir d'un segment courant. La distance résultante de la mise en correspondance entre le profil du modèle de référence et celui relatif à la position prédite est exploitée dans la mise à jour des paramètres de filtre de Kalman.

Pérez et al [PBG01] proposent d'appliquer sur des images aériennes une technique de filtrage particulière pour effectuer un suivi de route. L'intérêt du filtrage particulière qui se base sur des simulations séquentielles de type Monte Carlo [Gre95], est de pouvoir approcher des distributions *a posteriori* avec peu de restrictions et de pouvoir maintenir plusieurs hypothèses de suivi en même temps. Les distributions **a posteriori** sont estimées par un ensemble d'échantillons (appelés particules), qui sont successivement pondérés (en général selon la vraisemblance aux observations) et propagés. La flexibilité de l'approche permet à Pérez et al [PBG01] de prendre en compte dans le modèle la régularité du contour (en particulier par rapport au gradient de l'image), la gestion des coins, et la largeur faiblement variable de la route. Le processus est initialisé par la donnée d'un point d'amorce.

Bicego et al. [VBDM03] améliorent l'algorithme de Pérez et al [PBG01] grâce à l'extraction de segments d'amorce à l'aide de la transformée de Hough et de considérations topologiques. Une information tenant compte de l'homogénéité de la route est

ajoutée ainsi que la gestion des petites occultations. Enfin, les auteurs proposent de fusionner plusieurs résultats selon une mesure quantitative de la qualité d'extraction de la route.

2.1.4 Théorie de l'information

La théorie de l'information introduite par Claude Shannon en 1948 fournit une mesure quantitative de la notion d'information apportée par un message (ou une observation).

Geman et Jedynak [GJ96] proposent une méthode originale de suivi de route fondée sur cette théorie. Étant donné un point de départ et une orientation, l'algorithme cherche à suivre la route dans la direction donnée. Les directions possibles sont limitées et les pixels candidats pour la route sont sélectionnés en utilisant des tests d'hypothèses. Les meilleurs tests à effectuer sont choisis de façon à réduire l'incertitude sur la position de la route selon les résultats des premiers. Ce choix est effectué de manière dynamique selon la distribution jointe des tests et des hypothèses, le problème d'optimisation correspondant à un problème de minimisation d'entropie.

2.1.5 Suivi par homogénéité directionnelle

Airault et Jamet [AJ94] proposent un algorithme de suivi de route se fondant sur l'hypothèse d'une route homogène. À partir d'un point d'amorce, un arbre de chemins possibles est généré et le meilleur chemin est choisi grâce à une fonction de coût proportionnelle à la variance de l'image calculée dans les différentes directions de propagation possibles. Un chemin est donc composé de segments de droite choisis localement selon le critère d'homogénéité. De plus, l'algorithme empêche un trop grand changement de direction entre deux segments consécutifs et maximise la longueur des segments trouvés. Le résultat du suivi de route donne un graphe du réseau imprécis qui est ensuite optimisé par une méthode de contours actifs.

2.2 Méthodes automatiques

La plupart des méthodes qui ont été décrites dans les parties précédentes sont applicables au contexte rural, voire périurbain, mais montrent leurs limites en environnement urbain. Le milieu urbain est en effet un environnement complexe où il est difficile de développer des algorithmes robustes et fiables, en particulier pour le cas tout automatique. Il est extrêmement difficile dans ce cas de réaliser une méthode totalement automatique car il faut estimer tous les paramètres, dans la plupart des méthodes une partie des paramètres sont estimés, les paramètres restant étant réglés de façon *ad-hoc*. Dans cette partie nous présentons les travaux portant spécifiquement sur les méthodes automatiques d'extraction des réseaux routiers, que ce soit pour l'extraction linéique ou surfacique.

2.2.1 Morphologie mathématique

La Morphologie mathématique [SS94] est une approche de la théorie des ensembles basée sur un cadre mathématique formel, elle fournit une approche pour le traitement des images numériques, qui se base sur la forme géométrique. Elle utilise un ensemble d'opérations telles que l'union, l'intersection et la complémentarité, ainsi que la dilatation, l'érosion, l'amincissement et d'autres opérations dérivées.

Un des traitements les plus importants réalisés sur une image binaire consiste à filtrer et/ou partitionner les objets dans un but de représentation ou de modélisation. La morphologie mathématique est une manière d'aborder ce problème. L'aspect de description de formes est fourni par la définition de formes géométriques élémentaires, appelées éléments structurants. Ceux-ci définissent des primitives de base dont on pourra confirmer ou infirmer la présence dans la forme étudiée, au moyen d'opérations ensemblistes. Les outils proposés ont été développés au départ pour traiter des images binaires. Leur utilisation a été ensuite étendue aux images en niveaux de gris : on parle alors de morphologie mathématique fonctionnelle.

Zhang et al [ZMB99] proposent une combinaison d'opérations de morphologie mathématique pour détecter les routes dans des images haute résolution. Dans un premier temps, l'image originale est segmentée et les routes sont séparées grossièrement de leur environnement. Une analyse granulométrique est réalisée pour déterminer la distribution de la taille et de la forme des objets dans l'image. Cette étape permet de

sélectionner un seuil qui sera utilisé pour l'opération suivante. Une ouverture triviale est ensuite effectuée, elle permet de garder uniquement les composantes connexes de l'image dont l'axe principal de l'ellipse minimale incluant est supérieur au seuil déterminé précédemment. Le réseau principal est alors extrait, et plusieurs opérations de morphologie mathématique sont à nouveau réalisées pour améliorer le résultat.

Zhao et Wang [ZW10] proposent un algorithme d'extraction de routes à partir des images haute résolution. Dans un premier temps, un algorithme de segmentation par seuillage simple tenant en compte de distribution de niveaux de gris des objets est appliqué sur l'image originale. L'élimination de bruit présent dans l'image binaire est réalisée par l'application d'une combinaison d'opérations de morphologie mathématique. Le processus morphologique est fondé sur plusieurs étapes. Durant la première étape le bruit présent dans la région de routes est filtré. Ensuite, la région résultante est déconnectée du bruit relatif au reste de l'image via une opération de fermeture de disque. Finalement, toutes les régions non routes sont supprimées et la région de routes initiale est déterminée. L'extraction de routes est effectuée en utilisant le modèle des contours actifs. L'algorithme est appliqué sur des images de télédétection haute résolution et donne des résultats précis.

2.2.2 Approche multi-résolution

Avec l'augmentation de la résolution des images, des éléments de plus en plus petits apparaissent et il est possible d'extraire des structures très fines. Cependant cette précision est à double tranchant puisqu'en plus du bruit du capteur, vient s'ajouter un bruit géométrique très fort (présence d'arbres et de bâtiments au bord de la route, véhicules sur la route, ombres portées, marquages au sol, ...). Certains auteurs proposent alors d'utiliser des techniques multi-échelles afin de réduire cette sensibilité au bruit. Une première extraction est souvent réalisée à basse résolution pour obtenir l'axe central du réseau, puis une localisation précise est effectuée à haute résolution.

Dans [HSM95], les caractéristiques des différents objets tels que les routes sont détectées à différentes échelles. Les auteurs proposent de réaliser une première détection à basse résolution fondée sur une hypothèse de fort contraste entre les routes et le fond. Puis, un modèle haute résolution fondé sur les hypothèses de contours parallèles et d'homogénéité interne est appliqué.

Baumgartner et al [BSME97] proposent une approche multi-résolution pour l'extraction automatique des routes à partir des images aériennes. Un modèle de routes est défini pour prendre en compte d'une part les différentes caractéristiques de routes (géométriques, radiométrique et topologique) et d'autre part le contexte de régions : les forêts, les zones urbaines. La détection de routes est fondée sur l'extraction des bords à haute résolution et l'extraction de lignes à une basse résolution. L'utilisation de résolutions et l'information *a priori* permettent de générer des hypothèses sur les bords de routes. Les segments de routes et les intersections entre eux sont représentés par des polygones et des quadrilatères.

Couloigner et Ranchin [CR00] définissent une méthode hiérarchique semi-automatique pour l'extraction de réseau routier urbain à partir des images haute résolution. Dans un premier temps, les bords de la rue et la ligne centrale sont extraits grâce à l'analyse des profils transversaux des rues à différentes résolutions obtenues par un algorithme à trous. La détection du réseau est effectuée en deux étapes : la première étape se focalise sur l'extraction de la topologie du réseau à une échelle grossière, tandis que la deuxième étape consiste en l'extraction précise des bords de la route. La méthode est semi-automatique car elle utilise des données externes, soit issues d'une base de données cartographiques, soit données par un utilisateur.

2.2.3 Systèmes d'interprétation

Les systèmes d'interprétation sont fondés sur le principe de pensée d'un interprète d'image face à une recherche d'objets dans les images. Ainsi, l'extraction du réseau est réalisée via une interprétation de la scène observée.

Hinz et Baurngartner [HB03] proposent d'incorporer une connaissance détaillée des routes et de leur contexte dans un système d'extraction automatique des routes sur des images aériennes haute résolution. Les modèles utilisés prennent en compte des informations sémantiques de type marquage au sol ou présence de véhicule. Plusieurs vues de la même scène permettent l'exploitation des redondances, la prédiction et le traitement des occlusions, et la description de la scène par objet dans l'espace 3D.

2.2.4 Champs de Markov sur graphe

Les champs de Markov sur graphe sont un outil puissant permettant de modéliser le réseau routier dans sa totalité par un graphe où chacun des arcs correspond à une section du réseau. Ils entrent dans le cadre d'une approche objet par opposition aux approches par champ de Markov usuelles, dans lesquelles le champ est défini sur une grille de pixels. Tout en bénéficiant des bonnes propriétés des approches par champ de Markov, comme la robustesse au bruit, cette modélisation permet d'introduire des contraintes géométriques fortes sur le réseau. L'un des inconvénients majeur de cette méthode est qu'elle nécessite une phase d'initialisation précise : un arc non détecté dans la phase d'initialisation ne pourra pas faire partie du réseau. Le deuxième problème relatif aux champs de Markov sur graphe est que le nombre de noeuds est fixé *a priori* et ne peut pas évoluer durant l'optimisation. Par conséquent, l'ensemble des noeuds du graphe doit donc contenir tous les objets de la scène.

[TMM⁺98] proposent d'utiliser les résultats de deux détecteurs de lignes différents pour générer un ensemble de segments candidats. Un graphe est construit sur les segments trouvés et les segments reliant deux segments trouvés avec les propriétés suivantes :

- Chaque sommet est un segment.
- Deux sommets sont reliés par un arc si les segments ont une extrémité commune.

Un champ de Markov est défini sur ce graphe, et un recuit simulé permet de trouver le réseau.

[Gér03] propose quant à lui une méthode rapide d'extraction. La première étape commence par une phase d'initialisation fondée sur des prétraitements morphologiques et consiste à appliquer une fermeture par l'aire au canal rouge d'une image Landsat. Ce type de fermeture permet de supprimer les minima dont l'aire est inférieure à un seuil donné ; contrairement à une fermeture avec un élément structurant, les lignes de crêtes ne sont pas déplacées. Plus exactement, un traitement de bas-niveau fournit pour chaque pixel un potentiel d'appartenance à une route. La deuxième étape propose de réaliser une sur-segmentation de l'image grâce à l'algorithme de « ligne de partage des eaux » appliqué sur l'image de potentiel (filtrée pour réduire la présence de minima locaux). Un champ de Markov est alors défini (favorisant les lignes de courbure faible et connectées à d'autres parties de la route.) sur un graphe d'adjacence de courbes, calculé sur les lignes de partage des eaux et supposé contenir le réseau routier.

2.2.5 Processus ponctuels marqués

Les processus ponctuels marqués encore appelés processus objet, sont d'une utilisation relativement récente en analyse d'image. L'approche conventionnelle des processus ponctuels marqués se décline suivant trois étapes : une première étape de modélisation qui consiste à définir le modèle de référence et le modèle énergétique qui se compose de deux termes une énergie interne qui traduit des connaissances *a priori* sur les interactions entre les objets du processus et une énergie externe qui qualifie l'adéquation entre une configuration x et les données y .

La deuxième étape consiste à estimer le vecteur de paramètres issu de la phase de modélisation en utilisant des algorithmes d'estimation tels que l'algorithme EM et ses diverses versions. La dernière étape est une étape d'optimisation qui consiste à déterminer l'ensemble des configurations les plus probables au sens de l'énergie modélisée via un algorithme d'optimisation tel que le "recuit simulé" associé avec un algorithme de simulation tels que les méthodes de types MCMC (Monte Carlo Markov Chain).

La technique de processus ponctuels marqués est exploitée dans de nombreux problèmes d'extraction d'objets à partir des images haute et très haute résolution tels que les objets surfaciques et les objets linéiques. Dans ce manuscrit nous donnons une revue sur quelques travaux qui s'intéressent à l'extraction de linéiques par les processus ponctuels marqués à partir des images satellitaires ou aériennes.

Dans ce cadre, Stoica [Sto01] a introduit un tel processus, appelé "le candy model" pour l'extraction automatique du réseau routier à partir d'images satellitaires haute résolution. Ainsi, les objets sont assimilés à des segments en interaction. L'a priori du modèle est défini par un ensemble de relations permettant ainsi de favoriser les alignements et les connexions entre les segments, de pénaliser les segments non connectés et ceux qui tendent à se superposer et permettre les croisements. Le terme d'attache aux données est décrit par des mesures statistiques. L'optimisation du modèle se fait par un algorithme de "recuit simulé" fondé en un algorithme de type Monte Carlo par Chaîne de Markov à sauts réversibles.

Lacoste et al. [LDZ05] suggèrent de poursuivre dans cette voie tout en proposant des améliorations de "candy model" qui attribue les mêmes valeurs de densité pour des configurations de différentes qualités via des potentiels constants. Pour pallier à cet inconvénient, les auteurs ont remplacé les potentiels constants par des fonctions de potentiel fondés sur des mesures de qualité des interactions. Le "quality Candy model" peut être vu comme une généralisation de "Candy model". Ainsi les différentes relations de modèle sont redéfinies. La construction de terme d'attache aux données est fondée sur le fait que la variation de niveaux de gris entre les routes et le fond est large ainsi que l'homogénéité de moyenne locale des niveaux de gris de route. Au niveau de simulation de processus, outre les noyaux de propositions existantes tels que le noyau de naissance et mort uniforme et les mouvements simples, les auteurs ont défini des sous-noyaux de type naissance mort fondé sur les données. De plus, vu que les segments du réseau sont supposés être connectés, les auteurs ont proposé un sous-noyau de naissance mort dans un voisinage d'un segment par rapport à la relation de connexion ce qui permet d'accélérer le temps de calcul.

2.2.6 Modèle champ de phase

Le modèle de champ de phase est un modèle mathématique construit généralement dans le but de modéliser les régions et les interfaces. Les champs de phase modélisent la région R en utilisant une fonction Φ de niveaux définie sur l'image entière, plutôt que d'utiliser son contour englobant. Φ ayant l'avantage de ne pas se limiter à une fonction de distance donne l'opportunité à ce modèle d'assurer une plus grande liberté topologique faisant face à la complexité de la topologie des réseaux Urbains dans les images satellitaires très denses, ce qui s'avère d'une grande importance surtout lorsque

la topologie de la région n'est pas connue *a priori*. Les modèles de champ de phase offre de nombreux avantages. Il permet une représentation linéaire de l'espace. Outre l'initialisation neutre, il n'y a pas besoin d'une régularisation *ad hoc* ou d'une réinitialisation. A l'opposé des contours actifs standards et d'ordre supérieur les modèles de champ de phase permettent de former des régions à l'intérieur des régions existantes et de former des régions dans n'importe quelle partie de l'image.

T. Peng et al. [PJPZ07] proposent une méthode d'extraction des réseaux routiers urbains dans les images à très haute résolution fondée sur les modèles de champ de phase. L'information *a priori* est modélisée par une fonctionnelle énergétique d'ordre supérieur en fonction du champ de phase. Ainsi, la région R relatif au réseau routier est donnée par une formulation du champ de phase mettant en jeu le modèle de contours actifs d'ordre supérieur introduit par [RJZ05]. Le choix de contours actifs d'ordre supérieur est justifié par le fait que cette nouvelle classe de contours permet d'introduire des fortes contraintes géométriques. De plus, ils sont plus robustes au bruit que les contours actifs standards et autorisent une initialisation générique. L'énergie de données est aussi modélisée par un modèle de champ de phase en prenant en compte les différentes propriétés de réseau routier. Les auteurs ont également utilisé une approche multi-résolution pour formaliser le terme de données. En effet, à une basse résolution, les routes se présentent comme une surface homogène ce qui facilite la distinction des routes mais avec une faible précision. Au contraire, à haute résolution une localisation précise des routes est possible. L'approche multi-échelle est assurée grâce à l'utilisation de transformée en ondelette. Ainsi, l'énergie de données est égale à la somme des énergies calculées à différents niveaux. Cependant, les résultats peuvent être améliorés et des relations plus complexes entre les coefficients d'échelle et les coefficients d'ondelettes, au sein et entre les échelles sont suggérées par les auteurs afin de raffiner le résultat.

T. Peng et al. [PJPZ08] améliorent le modèle proposé initialement par T. Peng et al [PJPZ07] pour l'extraction de réseau routier principal à partir d'images à très haute résolution. Les auteurs ont gardé le même terme de données formalisé en exploitant une approche multi-résolutions fondé sur de la décomposition en ondelette de l'image original qui est capable de combler les lacunes résultant de l'ombre, supprimer certains les erreurs le long des bords des routes et éviter les fausses alarmes de détection. L'énergie *a priori* de modèle initial est générique et incorpore des contraintes sur la forme

de régions de réseau routier principal. Ainsi, pour améliorer le résultat d'extraction pour toutes les résolutions, les auteurs ont introduit un terme a priori spécifique. Ce terme consiste à mettre en correspondance une région R représentant le réseau routier principal par rapport à celle d'une carte GIS existante. La région de référence est aussi décrit par un modèle de champ de phase.

2.2.7 Apports des données cartographiques

L'intégration des données complémentaires a pour but de parvenir à une extraction fiable des objets d'intérêt. Les informations peuvent être symboliques : une base de données cartographique ou une carte topographique de la scène par exemple [Idb09].

Dans ce contexte, Mena [Men06] propose une approche de vectorisation automatique des réseaux routiers en procédant par une analyse topologique et géométrique des objets d'intérêt. En fait, sa méthode se base sur le processus de squelettisation, la théorie des graphes et l'utilisation d'une base de données d'un système d'information géographique (SIG).

Dans le même contexte, Rellier et al [RDZ00] proposent une méthode pour le recalage local d'un réseau cartographique routier sur une image SPOT. Ainsi, l'algorithme proposé vise à corriger les erreurs dues au bruit et à la généralisation et à améliorer la précision du tracé des routes. La donnée cartographique est modélisée par un graphe non-orienté où les noeuds correspondent à l'ensemble de points caractéristiques de réseau (jonction, les points de fortes courbures) et les arêtes correspondent à des sections de routes. La correspondance entre le graphe et l'image repose sur l'utilisation de champ de Markov dont l'objectif est de trouver les attributs (position des sommets et des arêtes) qui minimisent une fonction de coût. Cette fonction pénalise une trop grande distorsion par rapport aux données cartographiques (la distance entre les sommets et l'angle entre les arêtes doit rester le même), pénalise l'appartenance d'un pixel à des arêtes différentes et favorise l'homogénéité des pixels sur les arêtes et le contraste par rapport à leur environnement. La minimisation de cette fonction est effectuée en exploitant l'algorithme de programmation dynamique (Merlet et Zerubia, 1996). La méthode proposée donne un résultat précis même pour les images bruitées. Toutefois la méthode proposée est coûteuse en terme de temps en raison du calcul fréquent du chemin entre deux sommets.

2.3 Analyse et motivation

La complexité et la variabilité du réseau routier ont conduit à un grand nombre de méthodes d'extraction utilisant un large champ de techniques de reconnaissances de formes et de traitement d'images. Cette diversité se manifeste dans l'état de l'art partiel réalisé dans ce manuscrit de thèse. Nous avons décrit principalement deux catégories de méthodes. La première regroupe les méthodes dites semi-automatiques, pour lesquelles un opérateur humain ou bien, plus rarement, un algorithme de détection a préalablement marqué des points de départ et d'arrivée pour les routes.

La seconde regroupe les méthodes automatiques, qui n'utilisent aucune connaissance *a priori* sur la localisation des routes. Chacune des approches présentées possèdent des points forts et des points faibles dans des situations spécifiques que ce soit en termes de temps de calcul, de taux de fausse alarme ou de taux de détection. L'écart des situations réelles par rapport au modèle théorique choisi est l'un des facteurs majeurs menant à l'échec de ces méthodes. Il peut s'agir des écarts par rapport à un modèle géométrique théorique (bords non parallèles ou largeur de route non constante), des écarts par rapport au modèle topologique théorique (réseau non connexe), des écarts par rapport au modèle radiométrique (contraste trop faible avec le voisinage, niveau radiométrique localement plus élevé) et surtout au contexte (présence de voitures stationnées, repliements et ombres de bâtiments).

Cette disparité est due, principalement, au bruit apparaissant sous formes multiples : bruit d'acquisition, bruit d'occultation... plus le bruit et le niveau de détails augmentent, plus il devient difficile de définir un modèle assez générique pouvant s'adapter à la grande variabilité d'aspects de la route dans l'image. Ainsi lorsque le milieu s'urbanise, nous pouvons constater que le bruit s'accroît, amenant un grand nombre des méthodes présentées à montrer leurs limites. Concernant les méthodes semi-automatiques la qualité des résultats dépend fortement des échantillons représentant les diverses possibilités des pixels "route" et "non route" qui sont utilisés lors de l'apprentissage du réseau. Lorsque la route et son environnement possèdent une radiométrie voisine, l'algorithme échoue. De même, si une possibilité est oubliée dans le choix des échantillons d'apprentissage, certaines portions de routes ne pourront pas être détectées. La multitude de méthodes proposées pour ce problème dérivant des deux catégories (automatique, semi-automatique) souligne bien la complexité de l'extraction des routes dans les images de télédétection.

Le besoin d'une autre approche est fondé sur plusieurs arguments. Le premier étant lié aux changements que connaît le domaine de télédétection, principalement la croissance significative des résolutions. Cet apport d'informations provoque plusieurs défaillances dans les méthodes d'extraction qui n'arrivent pas à contourner le problème du bruit contextuel. En fait, elles sont sensibles aux petites perturbations rencontrées lors du suivi des routes, à titre d'exemple, nous citons le problème au niveau des intersections en angles droits, passage des ponts, etc. Il faut noter aussi l'insuffisance des approches pixel pour les images de THR, les approches objets permettent d'améliorer la discrimination entre les objets de la scène. Toutefois, la haute résolution spatiale, en introduisant des petits détails (présence de véhicules, arbre, . . .), introduit des perturbations qui nuisent à l'extraction des routes. Ces perturbations disparaissent sur des images de plus basse résolution spatiale ce qui favorise les approches pixel. Par ailleurs, souvent ces méthodes ne sont pas génériques. Les résultats de test d'une approche varient considérablement selon le type d'images, car les images issues de différents capteurs nécessitent, en général, différents types de traitements. En outre, la complexité de la scène change d'un capteur à un autre pour une même résolution. Les structures des villes ont une grande importance dans le système d'extraction du réseau routier, les images des villes des USA sont plus faciles à extraire qu'un réseau routier d'une ville en Afrique ou en Asie. De plus, la littérature propose des méthodes qui focalisent sur une seule caractéristique de la route, et peuvent être classées selon leurs approches en méthodes géométriques, radiométriques, fréquentielles, etc. Cette modélisation de la problématique réduit considérablement la complexité de l'algorithme au détriment de son efficacité. Rares sont les approches qui prennent en considération les différentes propriétés des réseaux routiers, et encore ces approches procèdent par couplage d'algorithmes. Le souci de remédier à ces inconvénients est l'une des motivations majeures pour la direction de nos travaux dans le sens d'une approche qui vise à profiter de la richesse des informations apportées par la haute résolution et à exploiter toutes les caractéristiques des réseaux routiers. Une autre idée motrice est de s'inspirer de la théorie de perception visuelle pour la conception d'une méthode qui se rapproche de la vision humaine pour détecter les routes.

Parmi les travaux inspirant de la perception visuelle, l'algorithme proposé par Urago et al. [UZB94] dans le cadre de restauration d'images de contours incomplets. Les auteurs améliorent un algorithme proposé initialement par J.L Marroquin et qui se limite aux traitements des images synthétiques. Les différents éléments de contours et sa

direction sont modélisés par les champs de Markov. L'image initiale des contours incomplets est représentée par une matrice binaire et les différents états et la direction sont définis. Une énergie est définie en fonction de composantes de contours puis minimisée par un échantillonneur de Gibbs ou par une méthode déterministe. Les données manquantes sont déterminées par l'application successive de prolongations et des raccourcissements de lignes de contours. L'algorithme est appliqué sur des images réelles et bruitées.

Dans ce même contexte, Frank et al. [MBZ92] proposent dans un algorithme assurant le regroupement perceptuel des contours. La démarche suivie est inspirée de la théorie de Gestalt qui se base sur le concept de "regroupement perceptuel". Selon cette théorie la première étape d'interprétation d'une scène observée est le "groupement perceptuel". Durant ce processus les régions et les objets sont composés et décomposés selon un ensemble de principes organisateurs. Le regroupement des contours nécessite la prise en compte des interactions entre les éléments de bord. De ce fait, l'algorithme développé est basé principalement sur les interactions locales entre les éléments de bord par l'introduction d'un ensemble de règles qui dépendent des attributs relatifs à chaque objet. Les inputs de l'algorithme sont des images réelles. L'image finale est obtenue par l'itération de deux étapes : une étape de "coopération locale" aux niveaux de positions et une étape de "inhibition" au niveau de chaque position afin de sélectionner la position optimale de contour entrant. L'efficacité et la stabilité de l'algorithme sont garanties quelque soit le nombre d'itérations.

Le résultat souhaité est l'extraction du réseau routier principal correspondant aux routes visibles ou partiellement masquées par des obstacles. Ceci impose certaines contraintes à la méthode. Elle doit être robuste aux variations locales du contexte. Elle doit être générique pour s'adapter aux diverses géométries des routes (largeurs et courbures locales en particulier). D'un point de vue opérationnel, nous visons l'automatisation de l'algorithme et donc travaillons sans apport de données extrinsèques pour aider l'extraction. Ainsi l'intervention d'un opérateur extérieur pour contrôler, corriger ou initialiser l'extraction, est réduite, et la plupart des données nécessaires au processus d'extraction sont dérivées directement des données. Nous exigeons du résultat de l'extraction, une propriété importante : la fiabilité de l'extraction. Le taux de fausse alarme est ainsi réduit au maximum, au détriment parfois du taux de détection. Nous préférons ainsi un résultat incomplet mais sûr, qui ne nécessitera pas de phase

manuelle de contrôle, plutôt qu'un résultat complet mais plein d'erreurs qu'il faudra superviser.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons apporté un simple aperçu sur quelques méthodes proposées dans le cadre de l'extraction de réseaux routiers. En fait, nous avons décrit principalement deux catégories de méthodes. La première regroupe les méthodes dites semi-automatiques, pour lesquelles un opérateur humain ou bien, plus rarement, un algorithme de détection a préalablement marqué des points de départ et d'arrivée pour les routes. La seconde regroupe les méthodes automatiques, qui n'utilisent aucune connaissance *a priori* sur la localisation des routes.

La multitude de méthodes proposées pour ce problème, dérivant de ces deux catégories, souligne bien la difficulté de l'extraction des routes dans les images de télédétection. La manière de caractériser les résultats d'une méthode d'extraction de routes va dépendre du contexte de la méthode et de ses objectifs.

Dans les chapitres qui suivent, nous présenterons une nouvelle approche automatique pour l'extraction des réseaux routiers à partir des images satellitaires THR.

L'approche de localisation par vectorisation proposée

Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons une approche innovante pour l'extraction automatique des structures linéaires à partir d'images satellitaires haute résolution. La méthode se base sur la procédure de conversion de l'image vers un format vectoriel. La vectorisation est, en fait, un élément central dans l'exploitation des données sensorielles. Cependant, cette technique est généralement appliquée sur les structures extraites et non pas sur l'image en sa totalité.

L'originalité de notre approche réside en l'utilisation d'une méthode géométrique : la triangulation de Delaunay pour assurer le passage vers une représentation vectorielle de l'image d'origine et la mise en place d'un formalisme logique permettant le filtrage de l'information inutile et l'extraction des structures linéaires.

Nous commençons par un aperçu sur les méthodes de triangulation, suivi d'une description générale de l'algorithme en sa totalité avant de détailler chacune des opérations qui le forment.

3.1 Généralités sur les triangulations

Dans le but d'organiser un ensemble de triangles en une triangulation et pour faciliter la manipulation des triangulations, il est nécessaire d'imposer certaines restrictions

de sorte qu'une triangulation Δ devienne une subdivision du domaine en un ensemble de triangles connectés et non superposés (sans chevauchement). Les triangles sont formés par un ensemble de points dans le domaine d'intérêt Ω . Ces points peuvent être désignés par l'utilisateur ou sélectionnés via une procédure appropriée.

Généralement, la construction d'une triangulation se fait à partir d'un ensemble de points, soit $P = \{p_i\}, i = 1, \dots, N$ et un domaine Ω qui contient tous les points de P . Nous assumons que le bord de Ω est formé par un ou plusieurs polygones fermés et simples. Un polygone simple est un polygone qui n'a pas d'intersection avec lui-même. Dans la pratique, Ω est l'enveloppe convexe de l'ensemble des points P .

Définition 1 *Enveloppe convexe et ensemble convexe* : L'enveloppe convexe d'un ensemble de points P est le plus petit ensemble convexe contenant P . Un ensemble S est convexe si tout segment liant deux points de S est inclus entièrement dans S .

La figure 3.1 illustre un domaine convexe Ω avec un ensemble de points dans le plan et une triangulation de ces points. Le bord de Ω est noté $\delta\Omega$. Dans la suite de ce

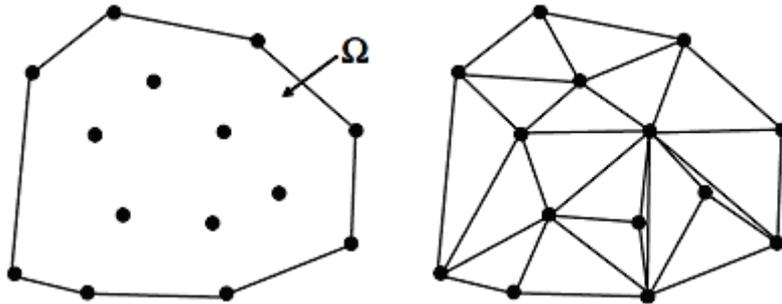


Figure 3.1 — Domaine convexe d'un ensemble de points et leur triangulation

document, nous utilisons le mot point pour référer à la position géométrique dans le plan d'un sommet dans une triangulation. Nous associons les points p_i, p_j , et p_k avec les sommets v_i, v_j , et v_k . Un triangle $t_{i,j,k}$ dans une triangulation Δ est défini par les sommets v_i, v_j , et v_k . Pour représenter la triangulation, nous notons I_Δ l'ensemble de triplets correspondants à la totalité des triangles qui forment la triangulation :

Le triplet $(i, j, k) \in I_\Delta \leftrightarrow$ Les sommets v_i, v_j , et v_k forment un triangle dans la triangulation Δ .

En général, nous pouvons appeler tout ensemble de triangles dans le plan une triangulation, cependant, pour des raisons pratiques et théoriques, nous sommes intéressés par une famille de triangulations qui respectent les conditions suivantes [HD06] :

- a) Aucun triangle $t_{i,j,k} \in \Delta$ n'est dégénéré c.à.d. si $(i, j, k) \in I_\Delta$ alors les points p_i, p_j , et p_k ne sont pas alignés.
- b) Les intérieurs de deux triangles de Δ ne se superposent pas c.à.d. si (i, j, k) et $(\alpha, \beta, \gamma) \in I_\Delta$ alors $Int(t_{i,j,k}) \cap Int(t_{\alpha,\beta,\gamma}) = \emptyset$.
- c) Les bords de deux triangles ne se coupent qu'en un sommet commun ou une arête commune.
- d) L'union de tous les triangles d'une triangulation Δ est égale au domaine sur lequel elle est définie, $\Omega = \cup t_{i,j,k}, (i, j, k) \in I_\Delta$.
- e) Le domaine Ω est connexe.
- f) La triangulation n'a pas de trou.
- g) Si un sommet v_i appartient au bord $\partial\Omega$ alors il doit y avoir exactement deux arêtes de bord qui ont v_i comme sommet commun. Ceci implique que le nombre de sommets de bord est égal à celui des arêtes de bord.

Si les quatre premières conditions sont remplies, une triangulation est appelée une triangulation valide. Cependant, pour assurer la régularité, nous avons besoin de satisfaire les trois dernières conditions, en plus des quatre premières. La figure 3.2(a) montre une

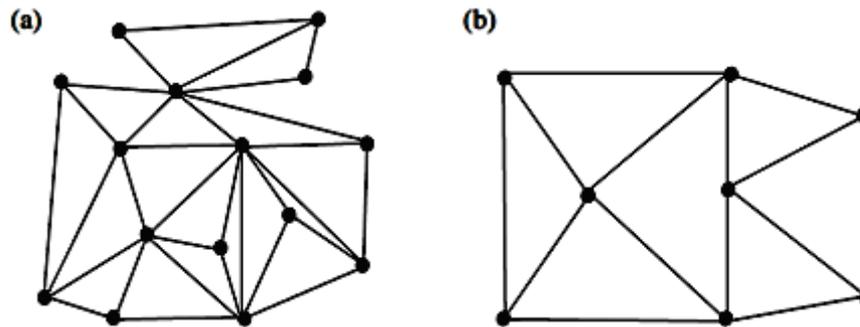


Figure 3.2 — (a) Une triangulation valide non régulière (b) Une triangulation non valide

triangulation valide qui n'est pas régulière puisque plus de deux arêtes frontières partagent l'un des sommets de frontière. La triangulation dans la partie (b) de la figure n'est pas valide selon la troisième condition (c), donc pas régulière non plus.

3.2 Triangulation de Delaunay

Dans plusieurs applications, il est désirable d'optimiser une triangulation pour éviter les triangles "*mal formés*", particulièrement les triangles allongés ou dégénérés. Ceci a motivé la définition de plusieurs critères qui déterminent les propriétés d'une "*bonne*" triangulation, ainsi qu'une variété d'algorithmes visant l'optimalité selon ces critères. Dès lors, il est convenu qu'une triangulation est "*bonne*" si elle est formée par des triangles qui sont approximativement équiangles.

Plus précisément, si nous comparons toutes les triangulations possibles d'un même ensemble de points, nous favorisons celles dont les triangles ont un plus petit angle maximal, ou alternativement le plus grand angle minimal. Ces deux critères sont appelés respectivement MinMax et MaxMin.

Sur la figure 3.3 la triangulation de Δ^b est obtenue à partir de Δ^a par l'échange de deux arêtes dans Δ^a . L'angle α représente le maximum des plus petits angles dans toutes les triangulations possibles de P , donc Δ^a et Δ^b satisfont toutes les deux le critère de l'angle MaxMin. Cependant, Δ^b montre plus de triangles de mauvaise forme que Δ^a puisqu'il y a plus de petits angles intérieurs, d'où le besoin d'un critère d'optimalité plus précis. Pour une mesure rigoureuse, nous définissons l'optimalité d'une triangu-

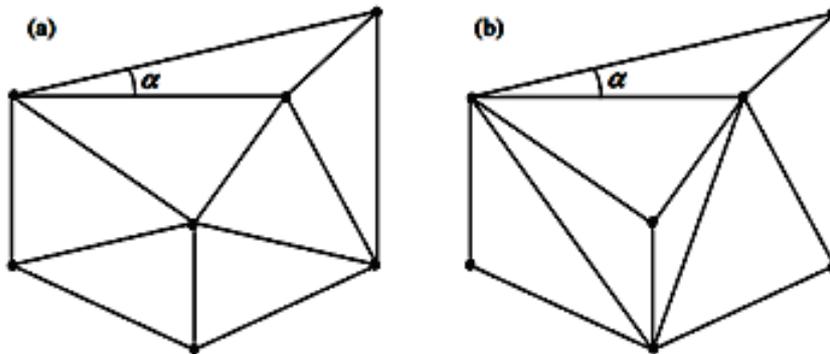


Figure 3.3 — Deux triangulations qui satisfont le critère de l'angle MaxMin. La triangulation dans (a) est de Delaunay.

lation selon les critères MinMax et MaxMin. Nous associons à chaque triangulation possible Δ^k d'un ensemble de points P un vecteur indicateur :

$$I(\Delta^k) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{|T|}) \quad (3.1)$$

Où $|T|$ est le nombre de triangles dans Δ^k .

En supposant que toutes les triangulations ont les mêmes bords, le nombre de triangles est fixe pour toutes les triangulations possibles de P .

Dans le critère MaxMin, les éléments α_i représentent le plus petit angle intérieur de chaque triangle de Δ^k dans un ordre croissant : $I(\Delta^k) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{|T|})$; $\alpha_i \leq \alpha_j, i < j$. Un ordre sur les vecteurs $I(\Delta^k)$ donne une relation d'ordre sur l'ensemble de toutes les triangulations possibles de P . Un vecteur $I(\Delta^i)$ qui est lexicographiquement supérieur à un vecteur $I(\Delta^j)$, que nous notons $I(\Delta^i) > I(\Delta^j)$, représente une triangulation Δ^i qui est "meilleure" qu'une triangulation Δ^j . Ainsi, nous définissons la triangulation optimale, dans le sens du MaxMin, comme étant celle correspondant au vecteur I le maximum lexicographique.

Dans le cas du critère MinMax, les éléments du vecteur indicateur désignent la valeur du plus grand angle intérieur de chaque triangle et sont classés dans un ordre décroissant :

$J(\Delta^k) = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{|T|})$, $\beta_i \geq \beta_j, i < j$. La triangulation optimale, dans le sens de MinMax, est la triangulation dont le vecteur J est le minimum lexicographique.

Nous nous concentrons sur le critère MaxMin pour définir une triangulation de Delaunay.

Définition 2 *Triangulation de Delaunay (critère de l'angle MaxMin) : Une triangulation qui est optimale dans le sens du critère de l'angle MaxMin et qui est définie sur l'enveloppe convexe d'un ensemble de points est appelée une triangulation de Delaunay.*

Le nom Delaunay est attribué au mathématicien russe Boris Delaunay (1890-1980) [Del34].

Ce type particulier de triangulation possède plusieurs caractéristiques intéressantes dont nous citons principalement le fait que les DTs sont plutôt faciles à calculer et qu'elles produisent des triangles de bonne qualité. Il reste à signaler que les DTs sont amplement étudiées dans la littérature. Par ailleurs, une théorie mathématique extensive est déjà établie. Les cercles circonscrits des triangles d'une DT ont la propriété suivante :

Lemme 1 *Le cercle circonscrit d'un triangle dans une DT d'un ensemble de points P ne contient dans son intérieur aucun point de P .*

Cette propriété est appelée critère du cercle circonscrit et mène à une autre définition d'une DT.

Définition 3 *Triangulation de Delaunay (critère du cercle circonscrit) : Une triangulation de Delaunay Δ d'un ensemble de points P dans le plan est une triangulation telle que l'intérieur de tout triangle dans Δ ne contient aucun point de P .*

Cette définition est plus géométrique et plus pratique dans le sens qu'elle est utilisée comme règle de construction des triangulations de Delaunay.

3.3 Triangulation de Delaunay avec contraintes

La théorie de triangulation de Delaunay peut être généralisée pour prendre en compte des segments contraints. Ceci mène à la notion de la triangulation contrainte de Delaunay (CDT). Les bords contraints peuvent représenter des fleuves, des routes, des frontières de lac et des arêtes de montagne en cartographie, ou des dispositifs linéaires dans des grilles d'éléments finis. CDT peut également être employée pour construire des triangulations avec des trous et des triangulations avec des frontières non convexes arbitrairement formées, tout en préservant des propriétés de Delaunay sur l'intérieur de la triangulation.

Considérons une triangulation d'un ensemble de points P et un ensemble de segments dans le plan où P et E_c constituent un graphe planaire en ligne droite que nous notons $G(P, E_c)$. En supposant que toutes les extrémités des segments de E_c sont incluses dans P , il faut que E_c soit un sous-ensemble des arêtes de la triangulation finale $\Delta(G)$. L'ensemble E_c est appelé ensemble des arêtes contraintes de $\Delta(G)$. Nous imposons, de plus, une propriété Delaunay sur $\Delta(G)$.

Pour définir formellement une CDT nous commençons par introduire la notion de visibilité. Deux points p_i et p_j sont dits visibles l'un par l'autre si la droite qui passe par p_i et p_j ne coupe aucune arête de E_c , ni une région non triangulée (trou ou région extérieure au bord de $\Delta(G)$).

En modifiant le critère du cercle circonscrit pour tenir compte des arêtes contraintes, qui ne sont pas, en général, des arêtes de Delaunay, nous pouvons définir une triangulation de Delaunay avec contraintes à partir d'une triangulation de Delaunay conventionnelle.

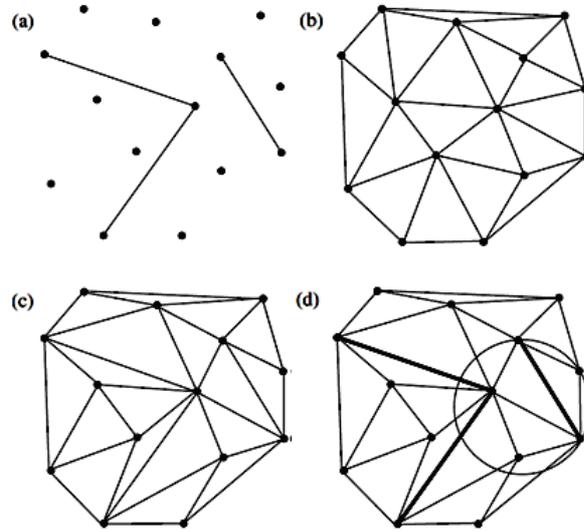


Figure 3.4 — Triangulation de Delaunay avec contraintes. (a) Un graphe planaire en ligne droite (b) Triangulation de Delaunay de l'ensemble de points P (c) Triangulation de Delaunay contrainte de $G(P, E_c)$ (d) Illustration du critère du cercle circonscrit modifié.

Définition 4 dans son intérieur qui est visible par tous les trois *Triangulation de Delaunay avec contraintes (critère du cercle circonscrit modifié)* : Une triangulation de Delaunay avec contraintes $\Delta(G)$ d'un PLSG $G(P, E_c)$ est une triangulation contenant toutes les arêtes de E_c telle que le cercle circonscrit de tout triangle t dans $\Delta(G)$ ne contient aucun point de P dans son intérieur qui est visible par les trois sommets de t .

Le critère du cercle circonscrit, comme défini dans la partie 3.3, peut être violé de sorte que les points de P peuvent être à l'intérieur des cercles circonscrits des triangles de $\Delta(G)$ si ces points sont "cachés" par des arêtes de E_c . La figure 3.4 montre un exemple d'une CDT.

3.4 Algorithmes

3.4.1 Test du cercle circonscrit

L'approche algorithmique pour déterminer quelles diagonales dans un quadrilatère convexe devraient être choisies pour satisfaire les critères de Delaunay serait d'examiner

les angles intérieurs du quadrilatère. Si α et β sont les deux angles intérieurs en face d'une diagonale tels que représentés dans la Figure 3.5, l'autre diagonale doit être choisie si et seulement si $\alpha + \beta > \pi$. Puisque $\alpha + \beta < 2\pi$, la condition précédente est équivalente à $\sin(\alpha + \beta) < 0$ et peut être développée comme suit :

$$\sin\alpha\cos\beta + \cos\alpha\sin\beta < 0. \quad (3.2)$$

Ce test est généralement connu sous le nom "test du cercle circonscrit ou du cercle vide". Si $\alpha + \beta = \pi$, il s'agit d'un cas neutre et le choix de la diagonale est arbitraire. Le test du cercle circonscrit donné par l'équation 3.2 a une forme équivalente basée

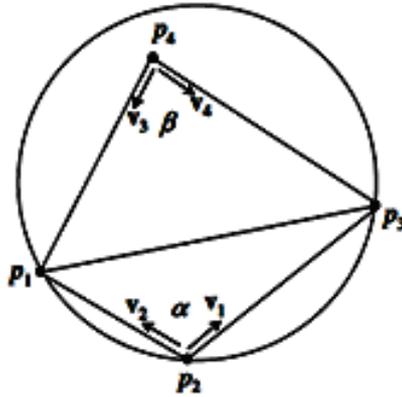


Figure 3.5 — Illustration du test du cercle circonscrit basé sur les angles intérieurs.

directement sur les coordonnées des points $p_i = (x_i, y_i, 0), i = 1, 2, 3, 4$, du quadrilatère de la figure 3.5 Le test peut être mis en œuvre en évaluant le signe du déterminant,

$$D = \begin{vmatrix} x_1 & y_1 & x_1^2 + y_1^2 & 1 \\ x_2 & y_2 & x_2^2 + y_2^2 & 1 \\ x_3 & y_3 & x_3^2 + y_3^2 & 1 \\ x_4 & y_4 & x_4^2 + y_4^2 & 1 \end{vmatrix}.$$

Si $D > 0$, ce qui équivaut à l'inégalité 3.2 et la situation dans la figure 3.5, l'autre diagonale doit être choisie pour conserver la propriété Delaunay de la triangulation.

3.4.2 Procédure d'optimisation locale

Dans [HD06], Hjelle et Daehlen décrivent la procédure de Lawson d'optimisation locale (local optimization procedure, LOP) pour la construction d'une nouvelle triangulation à partir d'une triangulation existante. La procédure manipule les arêtes de la

triangulation et considère l'échange d'arêtes sur la base des critères de Delaunay. Plus précisément, soit e_i un segment intérieur d'une triangulation et soit Q le quadrilatère formé par les deux triangles ayant e_i comme une arête commune. Si Q n'est pas strictement convexe, alors e_i ne peut pas être échangé, et dans le cas neutre lorsque les quatre points de Q sont situés sur un cercle commun, la décision est de ne pas échanger e_i . Dans le cas contraire, un critère d'optimalité de Delaunay est utilisé pour décider de l'échange de e_i .

Définition 5 *Arête localement optimale* : Une arête dans une triangulation sera appelée localement optimale si la décision est de ne pas l'échanger lors de l'application de la LOP.

Cela implique également que l'arête échangée devient localement optimale. Les segments de la frontière de la triangulation sont localement optimaux par défaut. Dans la suite, $I(\Delta)$ est le vecteur indicateur d'une triangulation Δ tel que défini à la partie 3.3.

Lemme 2 *Supposons qu'une triangulation Δ soit donnée et que e_i soit une arête intérieure de Δ . Supposons que l'application du LOP résulte en un échange, remplaçant e_i par une nouvelle arête e'_i , et qui amène donc à remplacer Δ par une nouvelle triangulation Δ' . Alors $I(\Delta') > I(\Delta)$, c.à.d. Δ' suit strictement Δ dans l'ordre linéaire.*

Ce théorème est à l'origine des algorithmes basés sur l'échange d'arêtes.

3.4.3 Algorithme à base d'échange d'arêtes

Cette méthode part d'une triangulation quelconque. Les arêtes sont considérées comme la diagonale du quadrilatère formé par les deux triangles adjacents auxquels elles appartiennent. Pour chacune d'elles le critère Delaunay est testé, en utilisant le test du cercle vide par exemple. Si l'arête ne respecte pas ce critère, elle sera échangée par l'autre diagonale du quadrilatère. Les arêtes frontières de ce dernier sont alors re-testées.

Lawson a démontré que cet algorithme converge toujours vers la triangulation de Delaunay. C'est un des exemples très rares où un critère d'optimisation locale aboutit à l'optimalité globale [Lem97].

Une arête échangée ne peut plus être recrée. Cet algorithme est en $O(N^2)$, où N est le nombre de points. Cependant, en pratique, il n'y a pas tant d'échanges nécessaires et le temps d'exécution est rapide [Lem97].

3.4.4 Algorithmes incrémentaux

L'insertion d'un point p dans une triangulation de Delaunay est un processus local. Dans la plupart des cas, seule une région limitée à proximité de p doit être réorganisée après l'insertion de p . Nous appelons R^p la région d'influence du point p dans Δ_N la région qui doit être modifiée par l'insertion de p . La limite extérieure de R^p formée par les côtés des triangles est notée Q^p , et appelée le polygone d'influence du point p dans Δ_N , voir Figure 3.6.

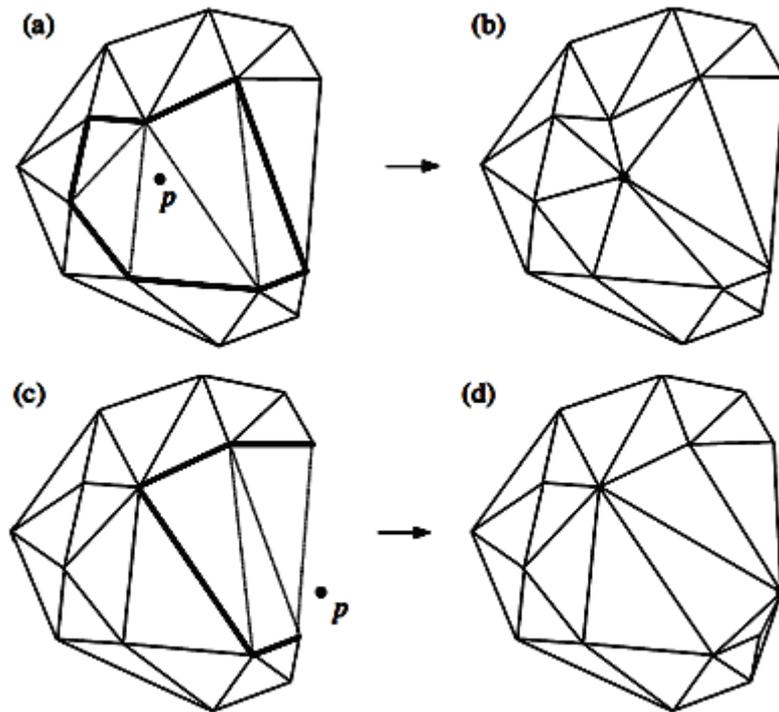


Figure 3.6 — Polygone d'influence Q^p dans (a) et (c) lorsque p est inséré respectivement dans l'intérieur et l'extérieur d'une triangulation existante. (b) et (d) Les triangulations de Delaunay après l'insertion

Lemme 3 *Un triangle t dans une triangulation de Delaunay Δ_N sera modifié lors de l'insertion d'un point p pour obtenir une triangulation de Delaunay Δ_{N+1} si et*

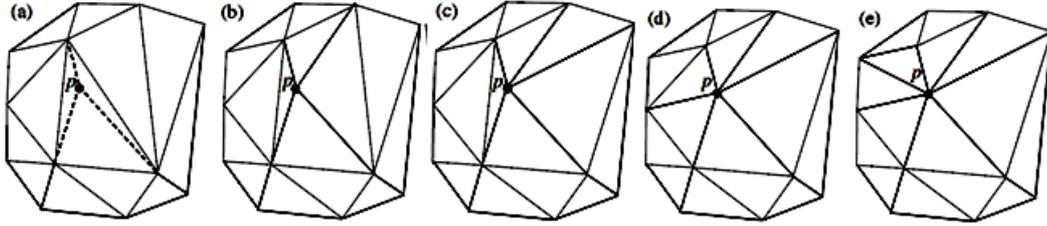


Figure 3.7 — Procédure d'échange d'arêtes lors de l'insertion d'un point p dans une triangulation de Delaunay. (b)-(e) La triangulation après l'échange d'une arête.

seulement si le cercle circonscrit de t contient p dans son intérieur.

Cela montre que la région d'influence R^p est limitée aux triangles de Δ_N dont les cercles circonscrits contiennent p dans leur intérieur.

Théorème 1 Soit Δ_{N+1} la triangulation de Delaunay obtenue en insérant un point p dans une triangulation Δ_N de Delaunay d'un ensemble de point P . Alors tous les nouveaux triangles de Δ_{N+1} auront p comme nœud commun.

En utilisant ces résultats, Watson [Wat81] détruit tous les triangles en conflit avec p , à savoir ceux de R^p , obtenant ainsi un polygone avec p dans son intérieur. La triangulation de Delaunay est mise à jour en reliant p aux sommets de ce polygone. Les Figures 3.6 (a) et (c) montrent, respectivement, des régions d'influence quand un point est inséré à l'intérieur d'une triangulation Delaunay existante et en dehors de son enveloppe convexe.

Une autre variante des algorithmes incrémentaux a été proposée par Lawson [Law77] qui relie le point inséré p avec tous les points qui lui sont visibles de la triangulation existante. Trois segments seront alors ajoutés dans le cas où p est à l'intérieur d'un triangle t de Δ_N entre p et les sommets de t . Sinon, c.à.d. si p n'est pas intérieur à la triangulation existante, il sera lié à tous les nœuds sur l'enveloppe convexe qui peuvent être atteints sans franchir aucune arête. L'optimalité de la triangulation est préservée en utilisant l'échange d'arêtes. Cet algorithme est illustré par la Figure 3.7. En général, les points peuvent être insérés dans n'importe quel ordre, mais de nombreux algorithmes sont basés sur le tri de l'ensemble des points P avant le début du processus de triangulation. Ensuite, une sélection du point d'insertion peut être faite pour l'optimisation du temps de calcul. Par exemple, les points peuvent être triés par ordre lexicographique selon leurs coordonnées de sorte que chaque nouveau point est

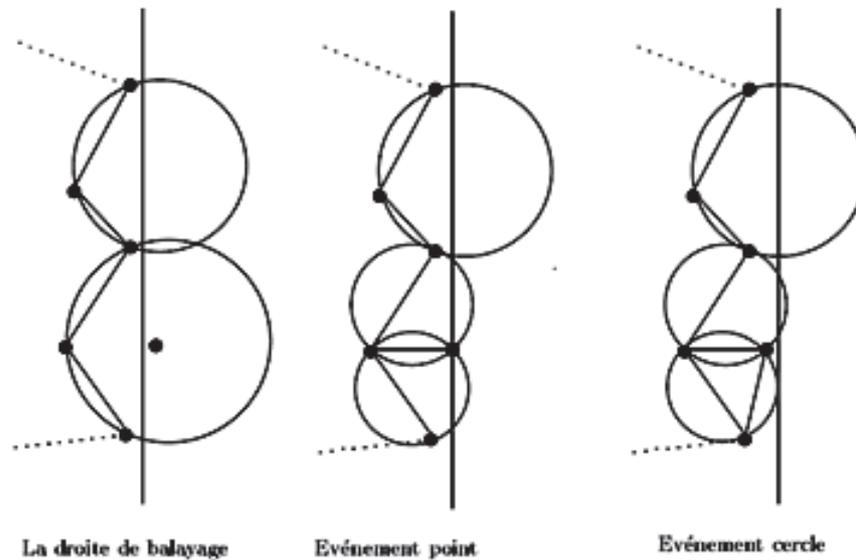


Figure 3.8 — Algorithme de balayage de Fortune figure d'après [For87].

inséré en dehors de la frontière existante, ou de telle sorte que chaque point d'insertion soit proche du dernier point inséré.

Lee & Schachter [LS80] montre qu'un algorithme de triangulation incrémentale de Delaunay est d'ordre $O(N^2)$ dans le pire des cas.

3.4.5 Algorithmes de balayage

Cette méthode a été tout d'abord introduite par Fortune [For87]. L'algorithme simule le balayage du plan par une droite qui se déplace de $-\infty$ vers $+\infty$ perpendiculairement à l'axe des abscisses. Ce n'est pas une méthode triviale comme les cercles circonscrits des triangles peuvent s'étendre dans toute direction, alors que la ligne de balayage se déplace dans un seul sens. L'algorithme se base sur la définition d'un ensemble d'états et un ensemble d'évènements (voir figure 3.8).

- **La liste des états** contient la frontière de la triangulation déjà construite, c.à.d. la partie visible depuis la droite de balayage, ainsi qu'une liste des triplets (trois points consécutifs de la frontière) dont les cercles circonscrits vérifient le critère du cercle vide et coupent la droite de balayage. Ces sommets sont des candidats de la triangulation de Delaunay.

- **La file de priorité des événements :**

* *L'événement point* : La ligne de balayage rencontre un point. Ce dernier est lié

à son plus proche voisin et la liste des triplets, dont les cercles circonscrits sont vides, est mise à jour.

- * *L'événement cercle* : La ligne de balayage atteint l'extrémité (dans le sens du déplacement) d'un cercle circonscrit vide. Un triangle de Delaunay est alors construit par le triplet correspondant à ce cercle et la liste des triplets dont les cercles circonscrits sont vides est mise à jour.

La complexité de cet algorithme est de $O(N \log N)$ [Lea92].

3.4.6 Algorithme "Diviser pour Régner"

L'algorithme de Guibas-Softli [GS85] est conforme au paradigme standard de "diviser pour régner" qui résout les problèmes en les décomposant en un ensemble de sous-problèmes, puis fusionne leurs solutions pour résoudre le problème de départ.

Premièrement, les points sont triés dans un ordre lexicographique, c.à.d. par leurs abscisses avec égalité résolue par les ordonnées. La liste des points triés est alors successivement divisée en deux, un demi-gauche L et un demi-droit R , jusqu'à avoir des sous-liste ne contenant que deux ou trois points qui seront intuitivement rassemblés en un segment/arête ou un triangle. La triangulation est complétée par la fusion de la triangulation de L , $D(L)$, et celle de R , $D(R)$.

L'étape de fusion est la partie la plus compliquée et la plus couteuse en terme de complexité de calcul. C'est une opération de "*remplissage*" de l'espace entre les deux demi-triangulations du bas vers le haut. Certaines arêtes de $D(L)$ et $D(R)$ peuvent être supprimées et de nouvelles arêtes $L - R$ sont ajoutées comme illustré par la Figure 3.9.

Les arêtes $L - R$ sont déterminées dans un ordre vertical en commençant par le segment le plus bas, celui de l'enveloppe convexe qui est déterminé dans une étape d'initialisation. Dès lors, Les arêtes $L - R$ sont déterminées par une procédure en trois étapes :

- i) Trouver le meilleur point de L qui peut être lié avec l'origine de la dernière arête $L - R$ construite (les arêtes étant orientées de R vers L).
- ii) Trouver le meilleur point de R qui peut être lié à la destination de l'arête $L - R$.
- iii Choisir le meilleur point parmi ceux trouvés dans i. et ii., puis ajouter l'arête $L - R$.

Ce processus est répété jusqu'à l'ajout de la dernière arête $L - R$ étant le plus haut segment de l'enveloppe convexe.

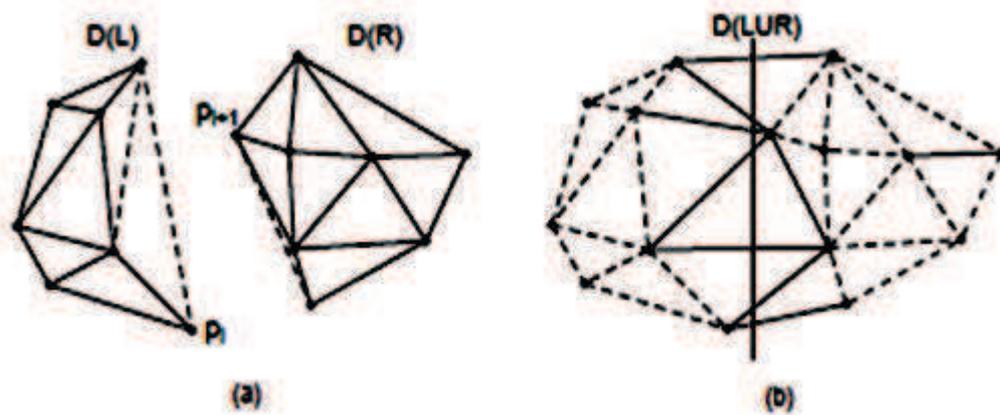


Figure 3.9 — Fusion des deux triangulations. (a) Illustration de $D(L)$ et $D(R)$. Les arêtes supprimées en ligne tiretée. (b) Triangulation après fusion. Les arêtes L-R en ligne continue.

Le meilleur candidat de la partie L est obtenu en évaluant, dans le sens inverse des aiguilles d'une montre (*ccw* *counter-clockwise*), la pertinence des points de $D(L)$ adjacents au sommet gauche de l'arête $L - R$ la plus haute (dernière ajoutée). Initialement, le meilleur candidat est le premier point dans le sens *ccw*. Le point suivant dans le sens *ccw* est meilleur s'il se trouve dans le cercle circonscrit du triangle formé par le candidat actuel et les deux sommets de la plus haute arête $L - R$.

Pour le choix du candidat de la partie R , le processus est symétrique à celui détaillé pour la partie gauche.

Le choix parmi le meilleur candidat de L et celui de R se fait comme suit : Si l'un d'eux est invalide alors l'autre est choisi. Sinon le test du cercle vide est appliqué et le point donnant le plus petit cercle est choisi. La boucle de fusion termine lorsqu'il ne reste plus de points valides dans $D(L)$, ni $D(R)$.

La complexité de cet algorithme est de $O(N \log N)$ [Lea92].

3.4.7 Algorithmes pour Triangulation de Delaunay contrainte

Les triangulations contraintes de Delaunay peuvent être calculées par des algorithmes semblables à ceux utilisés pour les triangulations conventionnelles de Delaunay. En fait, la plupart des algorithmes doivent seulement être modifiés légèrement pour tenir compte des arêtes contraintes et c'est en employant le critère du cercle vide modifié, défini dans la partie 3.4. Ainsi, nous nous limitons dans cette partie du manuscrit à

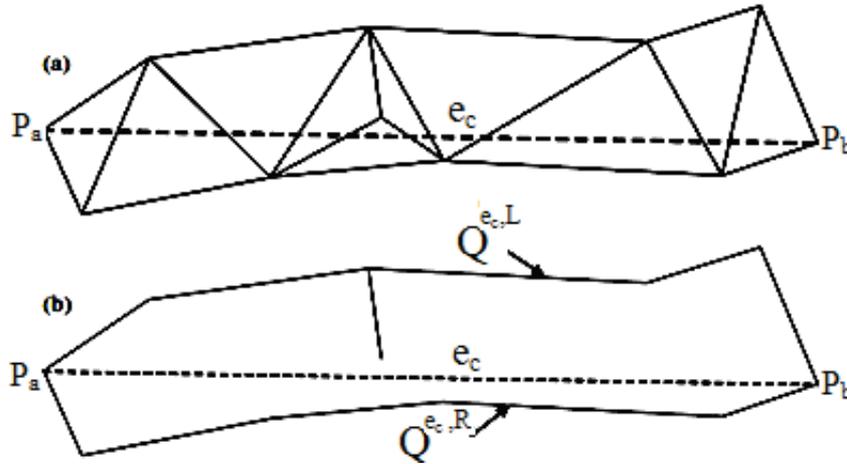


Figure 3.10 — Région d'influence d'une arête contrainte e_c insérée dans une triangulation existante. (b) Polygones d'influence $Q^{e_c,R}$ et $Q^{e_c,L}$ de e_c .

l'opération de base d'insertion d'un segment contraint dans une CDT existante.

Soit e_c une arête contrainte insérée entre deux points existant p_a et p_b d'une triangulation de Delaunay contrainte $\Delta(P, E_c)$, voir Figure 3.10(a). Le segment contraint coupe un ensemble d'arêtes dans leurs intérieurs, et celles-ci doivent être supprimées de la triangulation. Comme aucun point n'est ajouté par l'insertion de e_c , les arêtes non coupées par e_c sont préservées par la nouvelle triangulation que nous dénotons $\Delta(P, E_c \cup e_c)$. En outre, les triangles qui ne sont pas intersectés dans leur intérieur par e_c vérifient toujours le critère modifié du cercle par la présence de e_c , et devraient donc être préservés comme triangles dans $\Delta(P, E_c \cup e_c)$.

Ainsi, la région d'influence de e_c dans $\Delta(P, E_c)$, que nous dénotons par R^{e_c} , est une région connexe composée uniquement par l'union des triangles dont les intérieurs sont intersectés par e_c . (Voir figure 3.10 (a)). Le segment contraint divise R^{e_c} , en deux régions connexes avec e_c comme bord commun. Soient $Q^{e_c,R}$ et $Q^{e_c,L}$ les frontières de ces deux régions, contenant chacune e_c , obtenues en enlevant seulement les segments qui sont intersectés dans leurs intérieurs par e_c . $Q^{e_c,R}$ et $Q^{e_c,L}$ sont respectivement vers la gauche et vers la droite de la ligne dirigée de p_a vers p_b . (Voir figure 3.10 (b)). Nous appelons $Q^{e_c,R}$ et $Q^{e_c,L}$ les polygones d'influence de e_c dans $\Delta(P, E_c)$. La procédure de la construction de la triangulation se base sur le principe d'un cercle croissant à partir d'une arête existante, une ligne de base e_b , jusqu'à ce qu'un nouveau point p soit atteint pour former un nouveau triangle dans la triangulation. Ce processus s'applique récursivement avec une nouvelle ligne de base e_b chaque fois où e_b est une arête créée

dans l'étape précédente.

Le cercle croissant interpole toujours les points extrémité de e_b , et p est choisi comme le premier point dans P atteint par le cercle croissant, ou d'une manière équivalente, comme un point p dans P qui fait le plus grand angle à p enjambé par la ligne de base. Voir Figure 3.11. Pour retriangleriser les polygones d'influence $Q^{e_c,R}$ et $Q^{e_c,L}$ de l'arête

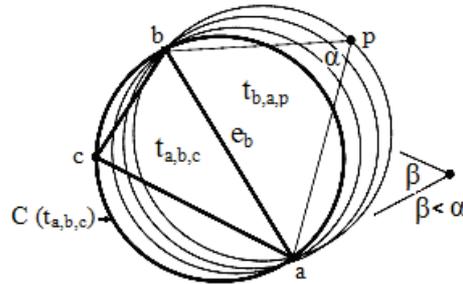


Figure 3.11 — Cercle croissant à partir de la ligne de base e_b afin de trouver un point p et former un nouveau triangle.

contrainte e_c , cette dernière sert de ligne de base. Le cercle croissant interpole les points extrémités de e_c avec le centre du côté opposé par rapport à e_c du polygone d'influence qui est triangulé. Le premier point atteint par un cercle croissant peut être séparé de la grande ligne par une arête contrainte existante. Ceci est illustré par la figure 3.12. Le cercle pointillé a atteint le point p' du côté opposé d'un segment contraint par rapport à e_b , mais un triangle ne peut pas être formé avec p' et les extrémités de e_b puisque les nouvelles arêtes couperaient le segment contraint. Le prochain point p atteint par le cercle croissant définit un triangle légal t avec e_b . Nous notons également que tout point à l'intérieur du disque Y du cercle du côté opposé de e_b par rapport à p n'est pas visible par p ; ainsi, le critère modifié du cercle tient maintenant pour t si e_b est un segment contraint. Puisque t est le seul nouveau triangle possible qui peut être construit à partir de e_b , t est Delaunay. Le point p qui définit le nouveau triangle avec la ligne de base e_b est maintenant défini comme l'unique point dans P qui,

- i) fait le plus grand angle à p enjambé par la ligne de base e_b ,
- ii) p est visible par les deux points extrémités de e_b .

Cette construction de triangle est faite récursivement avec une nouvelle ligne de base chaque fois, jusqu'à ce que le polygone d'influence soit couvert par des triangles. La figure 3.13 (a) - (c) illustre la récursivité pour le polygone supérieur $Q^{e_c,L}$ de e_c , et la figure 3.13 (d) montre la retriangulation finale de la totalité de la région d'influence R^{e_c} . Les triangulations de Delaunay représentent une méthode géométrique offrant plusieurs

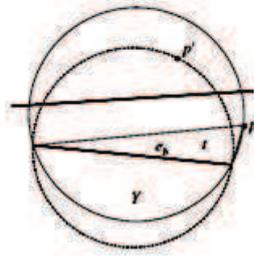


Figure 3.12 — Cercle croisant p' en premier lieu mais p' n'est pas visible et ne peut pas former un triangle avec e_b .

caractéristiques intéressantes tout en étant faciles à calculer. Il est à signaler que les triangulations de Delaunay sont généralement étudiées avec leur structure duale, les diagrammes de Voronoi. Ils ont été omis dans ce rapport car ils ne présentent pas un intérêt particulier pour le présent travail. Dans ce qui suit, nous décrivons notre approche basée sur une méthode de vectorisation via la triangulation de Delaunay contrainte.

3.5 Description générale

La plupart des travaux de vectorisation figurant dans la littérature s'intéressent principalement aux dessins techniques (Annexe A). Cependant, la conversion raster-vecteur des images de télédétection est une technique très importante dans le traitement et la mise à jour des objets linéaires dans les systèmes de cartographie. Nous proposons une adaptation du processus de vectorisation aux objectifs de reconnaissance et d'extraction des structures linéaires dans les images satellitaires de haute résolution. L'approche suit une séquence logique de détection, filtrage et extraction [NMH10a]. L'algorithme débute par une phase de prétraitement qui sert à accentuer les structures linéaires par le calcul de la corrélation des pixels de l'image avec un pixel de référence appartenant à un segment linéaire. Cette étape améliore la procédure de détection qui se base sur un filtre gradient comme elle renforce la différence spectrale des lignes par rapport au reste de l'image.

La vectorisation de l'image commence par un algorithme de détection de contour [NMH10b]. La triangulation de Delaunay, qui est typiquement utilisée dans les techniques de maillage dans différents domaines de traitement automatique de l'image, assure le passage vers le format vectoriel. L'ensemble des points issus de la détection

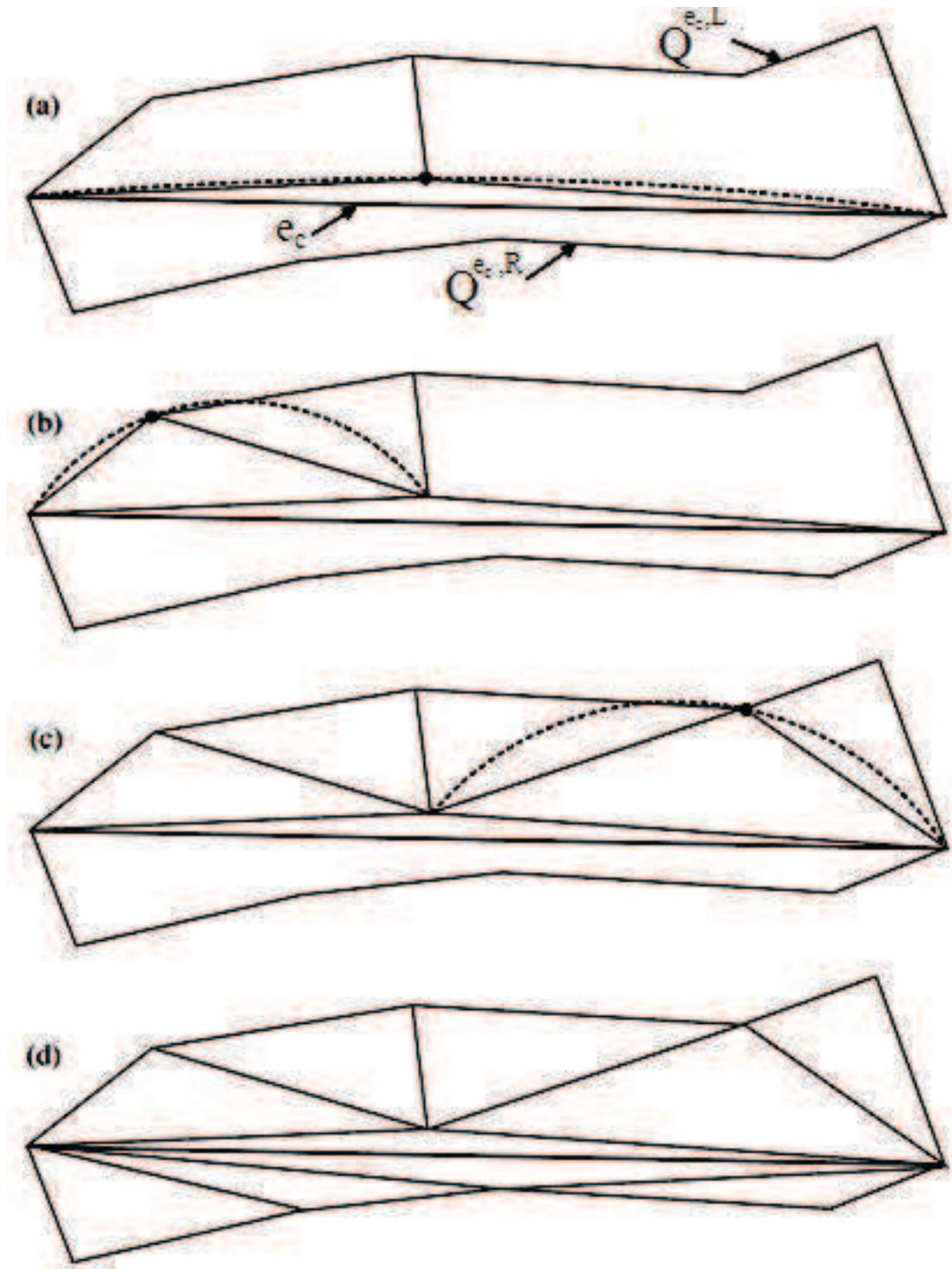


Figure 3.13 — Retriangulation de la région d'influence de la contrainte e_c . (a)-(c) Etapes de la construction de la triangulation. Les cercles croissants sont dessinés en pointillés lorsqu'ils atteignent un point où un nouveau triangle peut être construit. (d) CDT de toute la région d'influence.

de ligne par gradient sert de contrainte à la triangulation de l'ensemble des points contours.

Le filtrage est réalisé via l'utilisation de règles logiques et d'une règle de décision pour renforcer les structures linéaires et se dispenser des informations inutiles. Ce traitement est basé sur un ensemble de critères bien connus dans l'organisation perceptive de la vision humaine qui sont appliqués pour filtrer l'ensemble des arêtes résultant de la triangulation. Le résultat final est présenté par le squelette des polygones représentant les structures linéaires.

L'algorithme global est le suivant :

Algorithme 1 : EXTRACTION DES STRUCTURES LINÉAIRES PAR VECTORISATION [NHNW11]

Données : L'image d'origine I , pixel de référence r

Résultats : Squelette des routes localisées S

début

1. Prétraitement
 - Calculer l'image de distance de corrélation
 - Calculer l'image de haute corrélation
2. Détection de ligne par gradient contraint
3. Vectorisation
 - Obtenir tous les points contour par l'algorithme de Canny dans une image binaire "image contour".
 - Inclure tous les pixels blancs de l'image contour comme pixels contour
 - CDT
 - Obtenir la liste des triplets d'indices des points constituant les triangles.
4. Extraction des relations d'adjacence entre triangles.
5. Filtrage
 - Construire des vecteurs de propriétés des arêtes.
 - Grouper des triangles adjacents ayant une arête commune supprimée.
 - Consolider des triangles appartenant au même groupe en polygones
6. Extraction du squelette

fin

3.6 Prétraitement

La valeur spectrale offre une information riche qui permet souvent de distinguer les objets dans les images de télédétection à haute résolution. Nous utilisons cette information de couleur, généralement en plusieurs bandes spectrales, pour accentuer l'ensemble des structures recherchées dans l'image d'origine.

En effet, le coefficient de corrélation, appelé également le coefficient de corrélation croisée, est une mesure statistique utilisée pour évaluer l'intensité de la liaison entre deux variables [SL06]. Cette étape est la seule qui nécessite l'intervention de l'utilisateur, qui est appelé à fournir les coordonnées d'un pixel de référence qui devrait appartenir à un segment de ligne droite. La mesure de corrélation est alors appliquée à l'image d'origine pour renforcer les régions ayant une forte similitude spectrale avec le pixel de référence.

Le coefficient de corrélation est défini comme suit [SL06] :

$$Corr(p, r) = \frac{\sum(r_i - \bar{r}) \times (p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum(r_i - \bar{r})^2} \times \sqrt{(p_i - \bar{p})^2}} \quad (3.3)$$

Où p : pixel courant, r : pixel de référence. L'image de distance de corrélation est alors scannée. Pour chaque pixel ayant un coefficient supérieur à un seuil T est affecté le niveau de gris du pixel de référence. Dans le cas où le pixel courant a un faible coefficient de corrélation, sa valeur spectrale est examinée. S'il a le même niveau de gris du pixel de référence, le point est supprimé. Ainsi, les pixels qui sont fortement corrélés avec la référence sont mis en évidence. Le pseudo-code de calcul de l'image de haute corrélation est le suivant :

Algorithme 2 : IMAGE DE HAUTE CORRÉLATION [SL06]

Données : L'image d'origine I , pixel de référence r

Résultats : L'image de haute corrélation $highCorr$

début

```

1  | pour chaque pixel  $p$  faire
2  |   |  $corrImg(p) = corr(p, r)$ 
3  |   | I=niveaux de gris (I)
4  |   | pour chaque pixel  $p$  faire
5  |   |   | si  $CorrImg(p) > T$  alors
6  |   |   |   |  $highCorr(p) = I(p)$ 
7  |   |   |   | sinon
8  |   |   |   |   | si  $I(p) == I(r)$  alors
9  |   |   |   |   |   |  $highCorr(p) = 0$ 
   |   |   |   |   |
   |   |   |   |
   |   |   |
   |   |
   |
fin

```

3.7 Détection de ligne par gradient contraint

L'objectif de cette étape est de fournir un ensemble de points qui appartiennent à des structures linéaires et qui contraindront le processus de triangulation. C'est une procédure de détection de ligne décrite dans [LA98] et qui utilise un algorithme de gradient contraint.

Le principe s'appuie sur le fait que les vecteurs de gradient situés de part et d'autre d'une ligne pointent l'un vers l'autre ou dans les sens opposés l'un de l'autre, selon la luminosité de la ligne. La présence d'une ligne peut ainsi être détectée par le calcul du produit scalaire entre les vecteurs de gradient opposés autour d'un pixel.

D'abord, un filtre de gradient est appliqué à l'image de haute corrélation. Ensuite, pour un pixel donné p , dans le voisinage immédiat de 8 pixels, les voisins symétriques par rapport à p , sont arrangés dans des paires (a_k, b_k) comme illustré dans Figure 3.14 (a). La paire fournissant le plus haut (en valeur absolue) produit scalaire, noté (a_m, b_m) , donne la direction de la ligne. Ensuite, un voisinage plus étendu est examiné tant que le produit scalaire s'accroît. À ce stade, nous considérons trois autres paires comme illustré dans la Figure 3.14 (b). La direction de la ligne est perpendiculaire à la paire

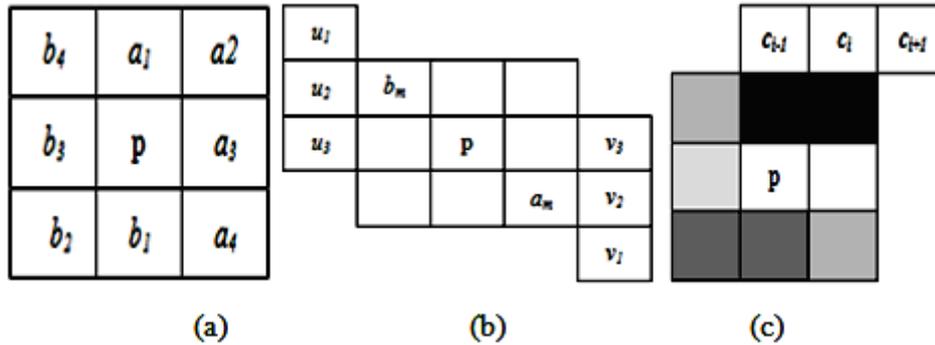


Figure 3.14 — (a) arrangement du voisinage de 8 pixels en pairs (b) voisinage étendu (c) suivi de ligne dans la direction du gradient maximum

donnant le produit scalaire le plus haut.

Pour améliorer le suivi de ligne, un algorithme de suppression des non-maximum est appliqué. À chaque pixel, la valeur du produit scalaire est comparée avec celles des deux pixels adjacents dans la direction perpendiculaire à la ligne. Si ce n'est pas le maximum, le point est supprimé, autrement il est sauvegardé dans une matrice maxGrad.

Une ligne commence à un point de maxGrad qui est plus grand qu'un seuil t_s . Ensuite, l'algorithme se déplace vers le maximum dans le voisinage de 8 pixels s'il est supérieur à un seuil t_c . Une ligne commence en suivant la direction de ce déplacement en considérant le maximum des 3 pixels suivants c_{i-1} , c_i and c_{i+1} (Figure 3.14 (c)).

3.8 Vectorisation

3.8.1 Algorithme Canny pour la détection de contour

La détection de contours est réalisée par un filtre de Canny-Deriche [Der87]. Canny a proposé une étude théorique de la détection de contour [Can86]. Trois critères doivent valider un détecteur de contour :

- Détection : robustesse au bruit
- Localisation : précision de la localisation du point contour
- Unicité : une seule réponse par contour

A chaque critère est associée une formule mathématique. La maximisation de ces critères conduit à la résolution d'une équation différentielle dont la solution est le filtre h , qui permet la détection du contour, i.e. la position du contour correspond à :

$Max(I * h)(x)$ avec :

$$h(x) = a_1 \cdot \exp^{\alpha x} \cdot \cos(\omega x) + a_2 \cdot \exp^{\alpha x} \cdot \sin(\omega x) + a_3 \cdot \exp^{-\alpha x} \cdot \cos(\omega x) + a_4 \cdot \exp^{-\alpha x} \cdot \sin(\omega x) \quad (3.4)$$

La première étape est de réduire le bruit de l'image originale avant d'en détecter les contours. Ceci permet d'éliminer les pixels isolés qui pourraient induire de fortes réponses lors du calcul du gradient, conduisant ainsi à de faux positifs.

Un filtrage gaussien 2D est utilisé, dont voici l'opérateur de convolution :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

Algorithme 3 : DÉTECTION DE CONTOUR [CAN86]

Données : L'image d'origine f

Résultats : L'image contour I_c

début

1. Convoluer l'image f avec une gaussienne de variance σ .

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

2. Estimer les directions normales n pour chaque pixel de l'image.

$$n = \frac{\nabla(G*I)}{|\nabla(G*I)|}$$

3. Localiser le contour par "non-maximal suppression". (Les contours sont donc localisés aux maxima locaux de l'image h convoluée avec l'opérateur G)

$$\frac{\delta^2(G*I)}{\delta n^2} = 0$$

4. Calculer la magnitude du contour

$$I_c = |G * I| = |\nabla(G * I)| \text{ avec } |G| = |G_x| + |G_y|$$

5. Eliminer les erreurs de bruit par seuillage hystérésis.
6. Répéter les pas 1 à 5 pour des valeurs ascendantes de σ .

fin

3.8.2 Algorithme Diviser pour Regner pour CDT

Dans la suite, nous illustrons l'implémentation de l'algorithme "Diviser pour Régner" de la triangulation de Delaunay, dont la description est détaillée dans la partie 3.4.6, par un exemple d'exécution.

3.8.2.1 Le tri préliminaire des points

Le tri lexicographique correspond à trier les points par comparaison des projections sur un axe d'une direction donnée, et en cas d'égalité pour deux points, les comparer sur la direction orthogonale. Voir Figure 3.15 (a).

3.8.2.2 La partition récursive de la liste des points en deux sous-listes

La partition de l'ensemble des points s'effectue par division de la liste de points en deux sous-listes de tailles égales (à un élément près). La partition est récursive jusqu'à atteindre des sous ensembles de 2 ou 3 points.

3.8.2.3 La triangulation séparée des sous-listes

Les sous ensembles du plus bas niveau, contenant chacun 2 ou 3 points, sont trivialement triangulés respectivement en segments ou triangles. L'indépendance de ces triangulations est garantie par la séparabilité des deux sous-ensembles par une droite (droite virtuelle en pointillé sur Figure 3.15 (b)).

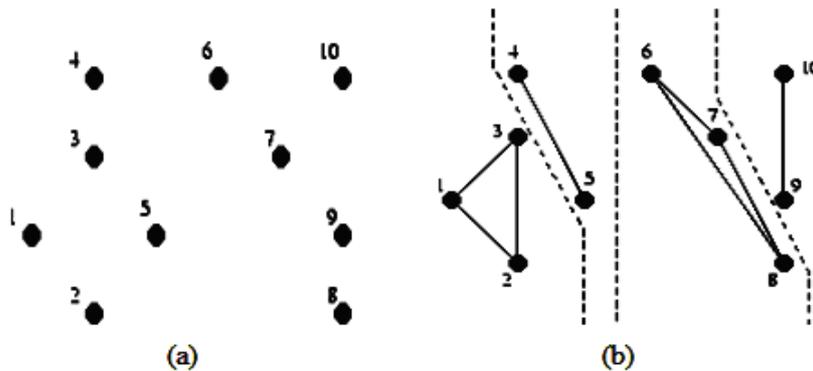


Figure 3.15 — (a) Ensemble de 10 points triés par ordre lexicographique (b) Les sous ensembles de 2 ou 3 points triangulés séparément

3.8.2.4 La fusion récursive des deux sous-triangulations

Les deux sous-ensembles triangulés sont alors fusionnés. Cette opération résulte en 3 types d'arêtes L-L, R-R et L-R (cf. partie 3.4.6).

3.8.2.4.1 Première itération de fusion Dans cet exemple, la première itération résulte en un ensemble de fusions simples sans suppression d'aucune arête L-L ou R-R. (Voir Figure 3.16)

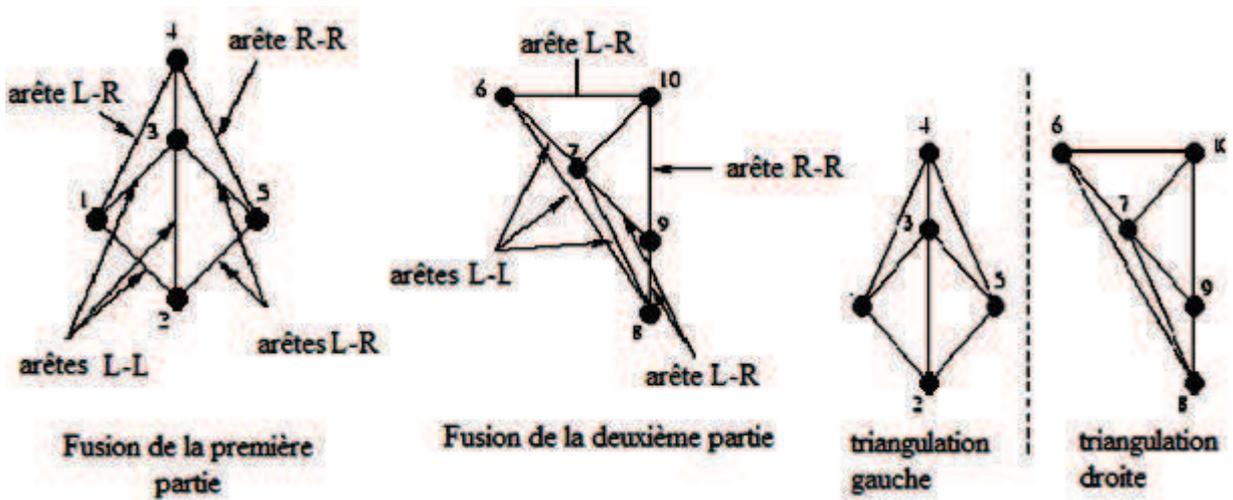


Figure 3.16 — Triangulation après la première fusion

3.8.2.4.2 Deuxième itération de fusion

1. Trouver le plus bas segment $L - R$ qui ne coupe aucune arête $L - L$ ou $R - R$ (arête de l'enveloppe convexe). Figure 3.17 (a).

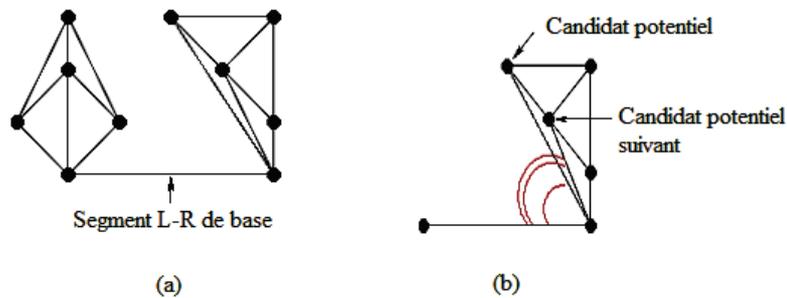


Figure 3.17 — Sélection des premiers et seconds candidats potentiels (b) Segment $L - R$ de base entre les triangulations droite et gauche

2. Trouver le meilleur candidat de R : Le premier candidat potentiel est le point relié au point droit de l'arête $L - R$ de base par une arête $R - R$ qui définit le plus petit angle dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du segment $L - R$. De même, le prochain candidat potentiel définit le plus petit angle suivant dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du segment $L - R$.

Le candidat potentiel est testé pour les deux critères suivants :

- L'angle qu'il fait avec le segment $L - R$ de base est inférieur à 180° ,
- Le cercle circonscrit du triangle qu'il fait avec les deux extrémités du segment de base $L - R$ ne contient pas le candidat potentiel suivant.

Si les deux critères sont satisfaits, le candidat potentiel devient notre candidat final pour le côté droit.

Si le premier critère n'est pas satisfait, alors aucun candidat pour le côté droit n'est choisi.

Si le premier critère est vérifié, mais le deuxième ne l'est pas, alors le segment $R - R$ qui relie le candidat potentiel au point extrémité droite du segment $L - R$ de base est supprimé. Le processus est alors répété avec le prochain candidat potentiel qui devient le candidat potentiel jusqu'à ce qu'un candidat droit final soit choisi ou qu'aucun candidat ne soit choisi. Dans notre exemple, le premier critère est vérifié mais pas le second. L'arête $R - R$ est donc supprimée et un candidat qui vérifie les deux critères est alors trouvé. (Figure 3.18)

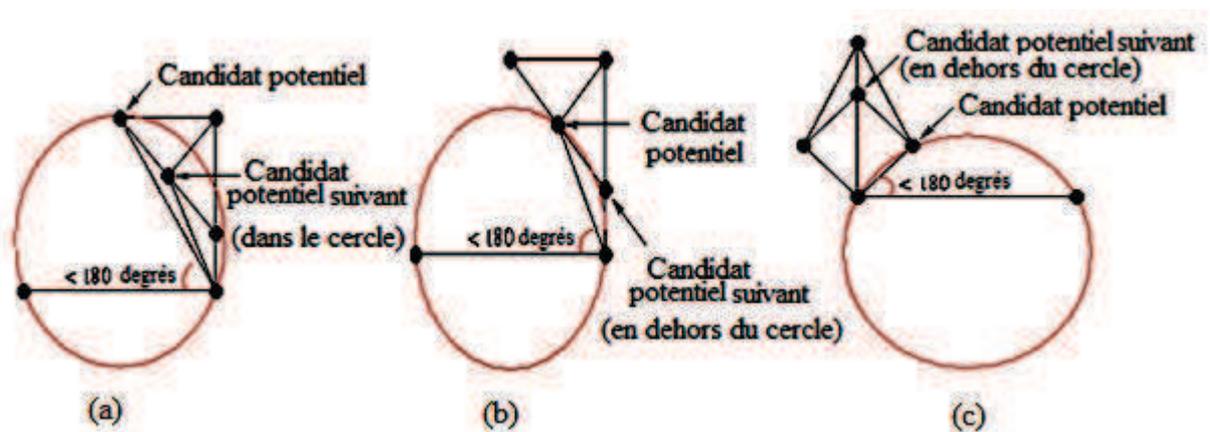


Figure 3.18 — (a)Premier critère de candidat potentiel satisfait mais pas le second (b) Candidat potentiel droit retenu (c) Pour la coté gauche le premier candidat potentiel est retenu

3. Trouver le meilleur candidat de L : Quant au choix du candidat gauche, le processus est le symétrique de celui détaillé pour la partie droite.
4. Choix entre les candidats : Quand ni un candidat droit, ni gauche n'est soumis, la fusion est complète. Si un candidat est soumis, il définit automatiquement l'arête $L - R$ à ajouter. Dans le cas où les deux candidats sont soumis, l'arête $L - R$ est décidée par un test simple :

Si le candidat droit n'est pas contenu dans l'intérieur du cercle défini par les deux points extrémités du segment $L - R$ de base et le candidat gauche, alors le candidat gauche est retenu et il définit le nouveau segment $L - R$, et vice-versa. Par l'existence garantie de la triangulation de Delaunay, au moins un des candidats satisfait ceci ; par l'unicité de la triangulation de Delaunay, seulement un candidat satisfait ceci (excepté dans le cas où les quatre points sont co-circulaires).

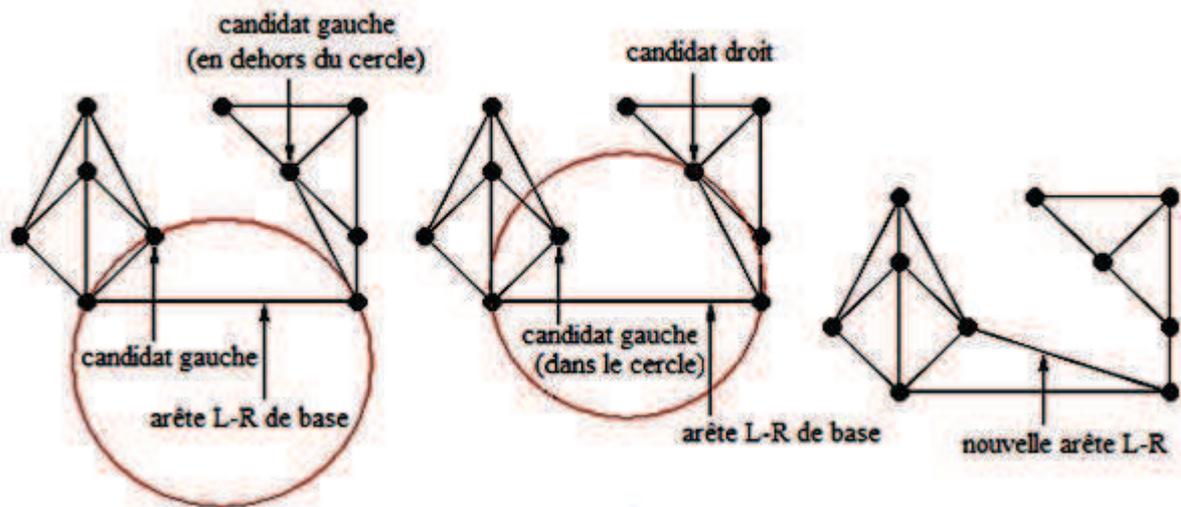


Figure 3.19 — Dans cet exemple, seul le candidat gauche remplit la condition, et définit ainsi la nouvelle arête $L - R$.

3.8.2.4.3 Suite Fusion Une fois que la nouvelle arête $L - R$ est ajoutée, le processus est répété avec la nouvelle arête comme segment $L - R$ de base.

Les segments $L - R$ sont ajoutés jusqu'à ce que la fusion soit complète (c.à.d. jusqu'à ce qu'aucun candidat gauche ou droit ne soit soumis).

Finalement, après la fusion des deux dernières moitiés (celles qui ont résulté de la première division de la liste triée des points), la triangulation de Delaunay est complète (Figure 3.20).

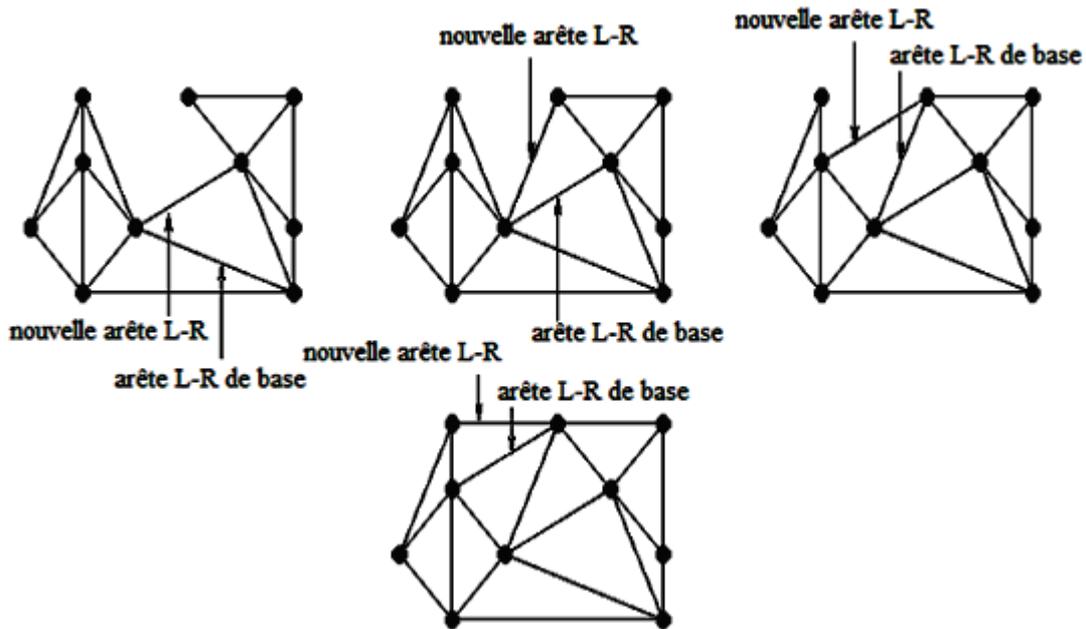


Figure 3.20 — Suite d'ajouts des arêtes L-R jusqu'à création de la triangulation de Delaunay.

3.8.2.5 Insertion des contraintes

Dans notre exemple, nous souhaitons insérer une arête contrainte entre le point 1 et le point 10.

3.8.2.5.1 Supprimer les arêtes coupées par le segment contraint Au début, le premier triangle doit être situé. Comme nous savons quels sommets définissent notre arête, nous pouvons immédiatement localiser le point de départ. Après, nous devons déterminer quel triangle est coupé le premier par la contrainte. Comme un point peut appartenir à plusieurs triangles, pour tout triangle dont le point de départ est un sommet nous effectuons le test suivant : Si la contrainte se coupe avec l'arête de triangle opposée au point de départ, alors la recherche se termine et le triangle est supprimé. Une fois le premier triangle trouvé, nous utilisons les relations d'adjacences pour se déplacer à travers les triangles à supprimer. Les flèches sur la figure 3.21 représentent ce déplacement.

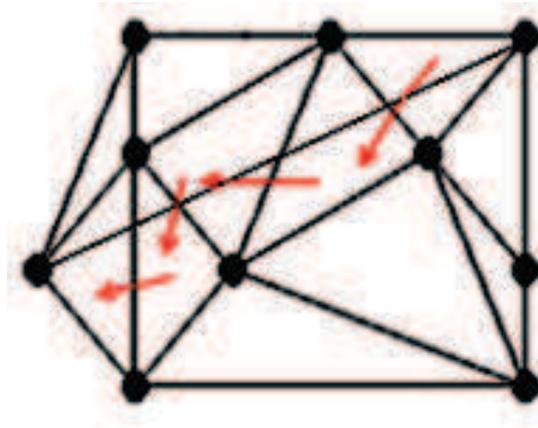


Figure 3.21 — Suppression des segments dans la région d'influence de l'arête contrainte par suivi des relations d'adjacence entre triangles.

3.8.2.5.2 Insérer l'arête contrainte L'insertion de l'arête contrainte divise la région libérée par suppression de triangle en deux demi-polygones qui seront triangulés indépendamment l'un de l'autre.

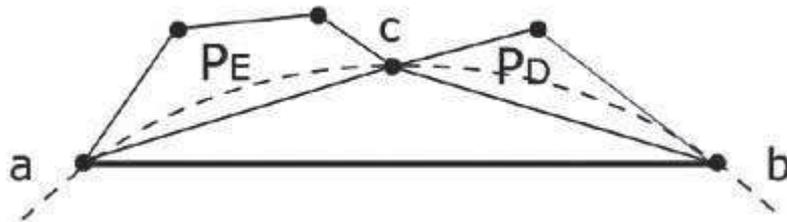


Figure 3.22 — Triangulation du demi-polygone : Le triangle abc satisfait le critère de Delaunay, ainsi le point c divise le demi-polygone en P_D et P_E .

Nous testons tous les sommets du demi-polygone pour le critère du cercle vide. Cette opération se termine lorsque ce test est vérifié pour le sommet visité et l'arête contrainte. Ce point divise alors le demi-polygone en deux, qui sont, à leur tour, récursivement triangulés. La récursivité s'arrête lorsqu'un polygone de trois points est atteint. Il sera donc trivialement triangulé. Ce processus est alors répété pour toutes les arêtes contraintes.

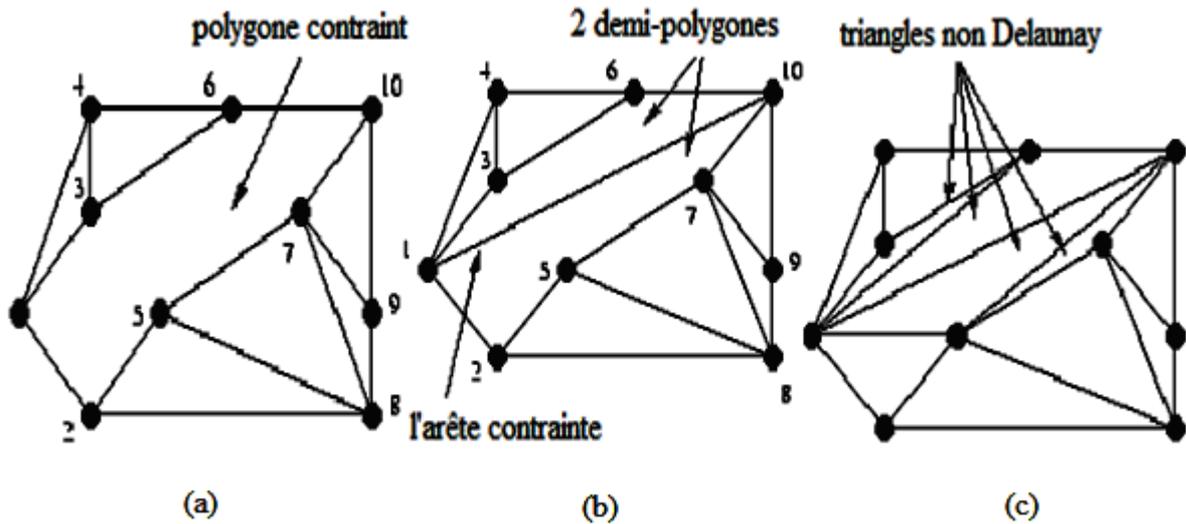


Figure 3.23 — (a) Suppression des arêtes coupées par la contrainte insérée (b) Les deux demi-polygones d'influence (c) La nouvelle triangulation n'est plus entièrement Delaunay .

3.9 Filtrage

3.9.1 Critères de perception visuelle : Théorie de la Gestalt

L'importance de trouver l'organisation des données sensorielles est reconnue depuis longtemps par les chercheurs en vision humaine, en particulier les psychologues de la Gestalt. "Gestalt" est un mot allemand qui peut se traduire par "forme, motif, ou configuration". La psychologie de la Gestalt réfère à la théorie de la perception visuelle développée par des psychologues allemands dans les années 1920. Cette théorie tente d'expliquer la façon dont les gens tendent à organiser les éléments visuels en groupes ou ensembles unifiés en appliquant certains principes[Wer38]. Elle concerne la relation entre les parties qui construisent la totalité d'une composition.

Les principes, ou lois de la Gestalt, sont des règles qui régissent l'organisation d'une scène perceptuelle. Elles trouvent leurs applications dans les domaines du web design, de la conception des interfaces homme-machine et dans la vision par ordinateur.

Son approche est pratiquement axiomatique et l'hypothèse se dégage de l'existence, comme en physique, d'un petit nombre de principes organisateurs. En effet, cette théorie essaie d'expliquer la façon dont les gens tendent à organiser les éléments visuels en groupes ou ensembles unifiés en appliquant certains principes. Elle concerne la

relation entre les parties qui construisent la totalité d'une composition. Les premiers travaux dans l'organisation perceptive en vision par ordinateur remontent à Marr [Mar82] et Lowe [Low85]. C'est alors que le principe de la non-accidentalité, également connu comme le principe de la cause commune ou l'explication de la coïncidence, a été postulé pour l'organisation perceptive. Ce principe stipule qu'il est hautement improbable, pour les arrangements organisés des formes de l'image d'être le fruit du hasard et, par conséquent, la présence de telle organisation est significative.

Depuis les travaux de Lowe, qui a montré que même les organisations simples, comme des lignes parallèles et des rectangles, peuvent considérablement réduire l'arbre de recherche de reconnaissance, il y a eu un certain nombre de contributions qui démontrent l'importance de l'organisation perceptive dans des tâches diverses de vision. Nous citons à titre d'exemple, la reconnaissance d'objets ([RNS98]), le mouvement ([AD93] , [CA97]), les bases de données d'images [MFF⁺96], la détection de bâtiments ([KC96] -[Hen98]), et la détection des changements. La plupart des travaux de recherche portant sur l'organisation perceptive dans les images 2D se focalisent sur l'extraction de contours continus par le regroupement des pixels de l'image en se basant essentiellement sur les propriétés de proximité et de continuité ([WRZA94], [CM98]). Dans l'organisation perceptive des primitives étendues, telles que les lignes ou les arcs, l'effort vise principalement la formation, de petits groupes simples de primitives telles que les parallèles [MIE⁺91], les contours convexes [Jac96], les ellipses [RL94], et les rectangles ([MN89],[SB94]).

3.9.1.1 Principe de proximité

La loi de proximité déclare que nous prenons les objets qui sont proches dans l'espace pour faire partie d'une même structure. Le principe de proximité peut être démontré ainsi : La figure 3.24(a) n'est pas formée par un carré de points, mais plutôt une série de colonnes de points, alors que figure 3.24(b) est susceptible d'être plutôt perçue comme un groupement de points dans des rangées. Ce principe s'applique également dans l'illustration de la figure 3.24 (c) : Nous sommes plus enclins à associer des lignes qui sont proches les unes des autres que celles qui sont plus éloignées.

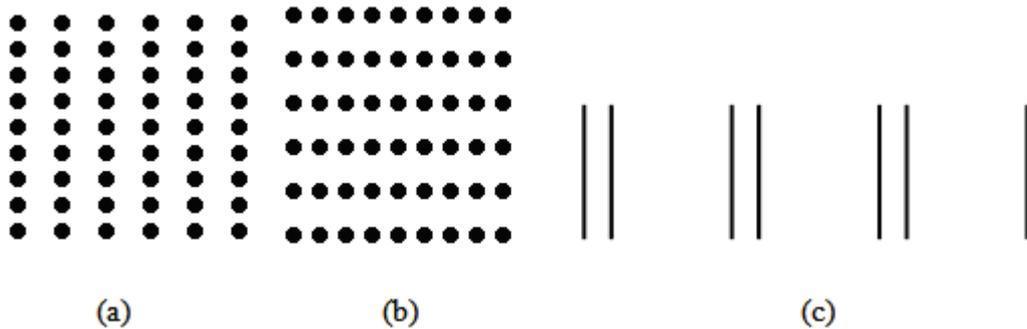


Figure 3.24 — Principe de proximité.

3.9.1.2 Principe de similarité

Le principe de similarité stipule que les objets qui partagent des caractéristiques visuelles telles que la forme, la taille, la couleur, la texture ou l'orientation apparaissent appartenir au même groupe.

Dans la figure 3.25 (a) les cercles et les carrés sont régulièrement espacés horizontalement et verticalement, la proximité n'influence donc pas leur ségrégation. Cependant, nous avons tendance à voir des colonnes de cercles et de carrés en alternance. Sans les deux formes différentes, il serait possible de discerner les lignes, les colonnes ou les deux (voir figure 3.25 (b)).

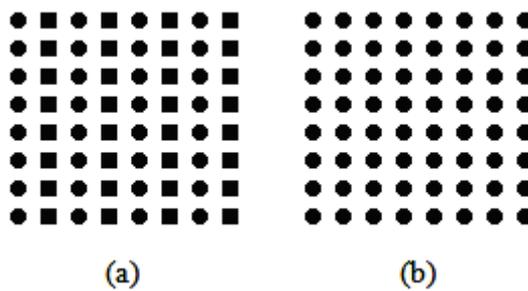


Figure 3.25 — Principe de similarité.

3.9.1.3 Principe de continuité

"Les points qui, une fois reliés, résultent en une ligne droite ou en une courbe sans virage aigu, sont agrégés, et les lignes tendent à être vues de façon à suivre le chemin

le plus lisse" Dans le graphique de la figure 3.26 (a) nous percevons les points en tant qu'éléments des courbes lisses et des lignes droites. Ce principe stipule que les contours



Figure 3.26 — Principe de continuité.

continus et lisses sont favorisés par rapport aux changements brusques de direction. Le principe de la continuité accentue la préférence pour les figures continues. Nous percevons la figure 3.26 (b) en tant que deux lignes (AD et BC) croisées au point O au lieu de 4 lignes se réunissant au centre.

3.9.1.4 Principe de clôture

Les interprétations qui produisent des figures plutôt "fermées" que "ouvertes" sont favorisées. C'est la tendance de clôturer les figures simples, indépendamment de la continuité ou la similitude. Ceci a comme conséquence le fait de compléter l'information absente ou l'information d'organisation qui est présente pour faire une totalité/unité perceptuelle.

Le principe de la fermeture s'applique quand nous tendons à voir les figures complètes même lorsqu'une partie de l'information est absente. Nos esprits réagissent aux modèles qui sont familiers, bien que nous recevions souvent l'information incomplète.

3.9.1.5 Principe de connexité

Les objets qui sont physiquement/concrètement reliés sont perçus comme une unité. La loi de la connexité déclare que nous percevons les objets reliés comme une seule structure. Par conséquent, nous voyons dans la figure 3.27 deux graphes connexes.

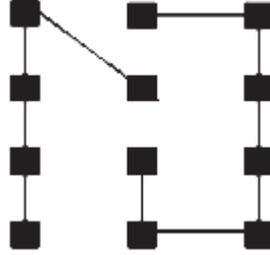


Figure 3.27 — Principe de connectivité.

3.9.2 Modélisation logique des filtres

Notre problème de localisation se positionne par rapport à une classification binaire en deux classes : la première étant Classe 1= structures linéaires et la deuxième Classe 2= autre. La vectorisation de l'image en utilisant CDT résulte en un ensemble important de triangles ce qui implique une amplification des données qui appartiennent à la Classe 2. Pour cela, nous utilisons des règles logiques qui permettent de filtrer les données en ne gardant que celles appartenant à la Classe 1 en préservant leurs propriétés géométriques [NHNW11]. [NMH10a]

Notation 1 L'ensemble des triangles résultant de la CDT est noté :

$$T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$$

Notation 2 Un triangle est représenté par :

- Les arêtes : $T_i = \{A_j B_j \text{ tels que } j = (3 * (i - 1) + 1)..3 * i\}$
- Les sommets : $V_i = \{a_j \text{ tels que } j = (3 * (i - 1) + 1)..3 * i\}$

Notation 3 Soit deux triangles T_i et T_j :

- Le segment le plus long :
 $\forall A_k B_k \text{ un segment } \exists \text{ un segment } A_{max} B_{max} ; \text{ si } \|A_{max} B_{max}\|_2 \geq \|A_k B_k\|_2$
avec $\{A_{max} B_{max}, A_k B_k\} \in T_i$ ou $\{A_{max} B_{max}, A_k B_k\} \in T_j$ alors
 $max(T_i, T_j) = \{A_{max} B_{max}\}$
- Le segment le plus court :
 $\forall A_k B_k \text{ un segment } \exists \text{ un segment } A_{min} B_{min} ; \text{ si } \|A_{min} B_{min}\|_2 \leq \|A_k B_k\|_2$
avec $\{A_{min} B_{min}, A_k B_k\} \in T_i$ ou $\{A_{min} B_{min}, A_k B_k\} \in T_j$ alors
 $max(T_i, T_j) = \{A_{max} B_{max}\}$

Définition 6 \mathcal{A} est une relation d'adjacence :

$$(T_i \mathcal{A} T_j) \text{ si et seulement si } \exists A_k B_k \text{ un segment tel que } T_i \cap T_j = \{A_k B_k\}$$

Définition 7 Soit I_c l'image contour (image binaire) de dimensions $M \times N$. L'ensemble des contours C est défini par : $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$

$$\text{où } C_i = \{p_1^i(x_1^i, y_1^i), p_2^i(x_2^i, y_2^i), \dots, p_e^i(x_e^i, y_e^i)\}$$

$$\text{tels que } p_k^i(x_k^i, y_k^i) = 1 \text{ et } x_k^i < M \text{ et } y_k^i < N \forall k = 1 \dots e\}$$

Définition 8 Pour tout contour $C_i = \{p_1^i(x_1^i, y_1^i), p_2^i(x_2^i, y_2^i), \dots, p_e^i(x_e^i, y_e^i)\}$, nous définissons l'ensemble des points extrémités : $Ep_i = \{p_1^i, p_e^i\}$

Notation 4 \mathcal{L}_r est l'ensemble des segments retenus, contenant initialement tous les segments résultant de la triangulation.

Nous définissons plusieurs règles logiques permettant le filtrage des éléments appartenant à la Classe 2. Ces règles se basent sur les critères de l'organisation visuelle présentés dans la partie 3.9.1 et peuvent être classées selon leur support d'un principe particulier [NHNW11].

3.9.2.1 Proximité spatiale

3.9.2.1.1 Filtre n°1(TooLong) : Si un segment est supérieur à un seuil S , il ne favorise pas la proximité spatiale et sera donc supprimé par cette règle :

Propriété1 : $\forall T_i \text{ triangle } \forall A_i B_i \text{ un segment tels que } A_i B_i \in T_i$; si $\|A_i B_i\|_2 > S$ alors $\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \setminus \{A_i B_i\}$

3.9.2.1.2 Filtre n°2 (NotShortest) : Une arête, qui n'est pas la plus courte de l'un des deux triangles adjacents auxquels elle appartient, devrait être supprimée car elle ne supporte pas la proximité.

Propriété2 : Si $T_i \mathcal{A} T_j$ (c'est-à-dire $T_i \cap T_j = \{A_k B_k\}$), $A_{min} B_{min} = \min(T_i, T_j)$ et $A_k B_k \neq A_{min} B_{min}$ alors $T_i \cap T_j = \emptyset$ et $\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \setminus \{A_k B_k\}$.

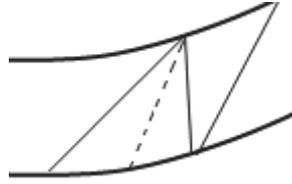


Figure 3.28 — Illustration du filtre n°2.

3.9.2.1.3 Filtre n°3 (Longest) : L'arête la plus longue d'au moins un des triangles adjacents auxquels elle appartient devrait être supprimée car elle ne supporte pas la proximité.

Propriété3 : Si $T_i \cap T_j$ (c'est-à-dire $T_i \cap T_j = \{A_k B_k\}$), $A_{max} B_{max} = \max(T_i, T_j)$ et $A_{max} B_{max} = A_k B_k$ alors $T_i \cap T_j = \emptyset$ et $\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \setminus \{A_k B_k\}$.

3.9.2.2 Continuité de contour

3.9.2.2.1 Filtre n°4 (InSegment) : Une arête qui coïncide avec un segment de la chaîne de contour doit être préservée puisqu'elle permet la continuité de contour.

Propriété4 : $\forall T_i \forall A_k B_k \in T_i$ si $\exists C_j \in C$ (où C l'ensemble des contours) tels que $A_k B_k \in C_j$ alors $\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \cup \{A_k B_k\}$

3.9.2.2.2 Filtre n°5 (EndToInterior) : Une arête qui connecte, avec une déviation minimale, le point final d'un contour à l'intérieur d'un autre contour ce qui signifie une transversalité des contours occultant éventuellement l'objet et l'arête doit donc être préservée.

Propriété5 : Soit $E_{ij} = \{A_i B_j \text{ tel que } A_i \in E_{p_i} \text{ et } B_j \in C_j\}$, si $\exists A_i B_k = \min\{\|A_i B_j\|_2; A_i B_j \in E_{ij}\}$ alors $\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \setminus (E_{ij} \setminus \{A_i B_k\})$

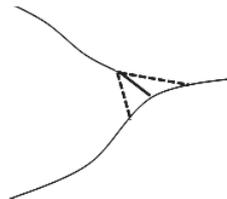


Figure 3.29 — Illustration du filtre n°5.

3.9.2.3 Continuité de région

3.9.2.3.1 Filtre n°6 (EndToEnd) : Dans le cas où l'arête connecte deux extrémités de contours, comme illustré par la figure 3.29, le segment gras relie deux points d'extrémité de deux contours voisins assurant éventuellement la fermeture ou la poursuite du contour d'un objet. Il est donc préservé par ce filtre.

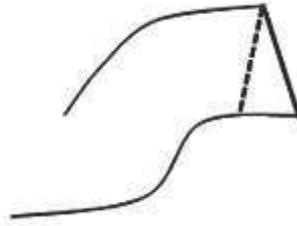


Figure 3.30 — Illustration du filtre n°6.

Propriété6 : \forall triangle T_i \forall segment $A_i B_i \in T_i$. Si \exists 2 contours C_k et C_l tels que $A_j \in Ep_k$ et $B_j \in Ep_l$ alors le segment $A_j B_j$ est retenu.

3.9.2.3.2 Filtre n°7(TwoContours) : Un triangle a tous ses sommets sur l'un de deux contours et au moins un de ses sommets n'est pas une extrémité de contour. Sur la figure 3.30 Les segments en pointillés relient les points intérieurs de deux contours et devraient donc être supprimés pour satisfaire le principe de la continuité de région.

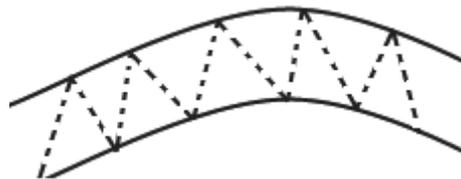


Figure 3.31 — Illustration du filtre n°7.

Propriété7 : $\forall T_i$ triangle et $\forall a, b, c \in V_i$; tels que si $Ep = Ep_i \cup Ep_j$ et $\exists C_k$ et C_l contours avec $(a, b) \in C_k$ et $c \in C_l$ et $card(Ep \cap V_i) < 3$ alors $\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \setminus \{ac, bc\}$

3.9.2.3.3 Filtre n°8 (ThreeSameContour) : Si un triangle a tous ses sommets sur la même chaîne de contour, et au moins un sommet de l'arête n'est pas une extrémité du contour, comme illustré par la figure 3.32 ; les arêtes en pointillés relient les points sur le contour même sans le fermer et devraient être supprimées pour la continuité de région.

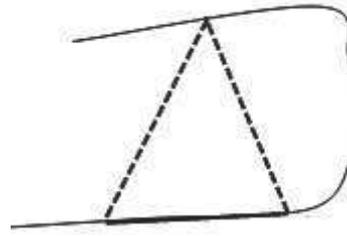


Figure 3.32 — Illustration du filtre n°8.

Propriété8 : $\forall T_i \forall a_j (1 \leq j \leq 3)$ si $a_j \in V_i$, si $\exists C_l$ tels que $C_l \in C$ et $a_j \in C_l$ et $a_m \in V_i$ et $a_m \notin Ep_l$ alors $\forall A_k B_k \in T_i, \mathcal{L}_r = \mathcal{L}_r \setminus \{A_k B_k\}$

3.9.2.3.4 Filtre n°9 (ThreeDiffContours) : Si chacun des sommets d'un triangle appartient à un contour différent, les arêtes se situent probablement à la confluence de plusieurs régions et seront par conséquent préservées.

Propriété9 : $\forall T_i \forall \{a, b, c\} \in V_i$ si $\exists C_j, C_k$ et C_l tels que $a \in C_j, b \in C_k$ et $c \in C_l$ alors les 3 segments sont retenus.

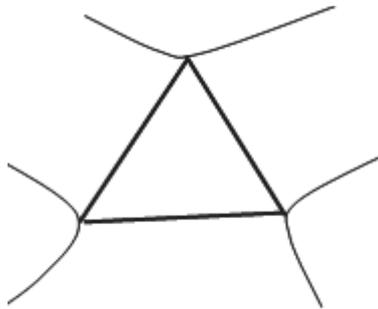


Figure 3.33 — Illustration du filtre n°9.

3.9.2.4 Filtre composite

Les filtres précédemment décrits génèrent souvent des décisions contradictoires de la préservation ou la suppression d'une arête. La figure 3.34 en donne un exemple. Les sommets du triangle T_3 appartiennent chacun à un contour différent. Ses arêtes sont donc préservées par le filtre $n^\circ 9$. Cependant, en considérant les triangles adjacents, ces segments seront supprimés par le filtre $n^\circ 7$. En effet T_2 a 2 sommets sur C_1 et le troisième sur C_2 , T_4 a 2 sommets sur C_3 et un autre sur C_2 , finalement T_5 a 2 sommets sur C_3 et un sommet sur C_2 . D'autant plus l'arête commune à T_2 et T_3 est la plus longue de ces 2 triangles et sera donc supprimée par le filtre $n^\circ 3$. La formule suivante

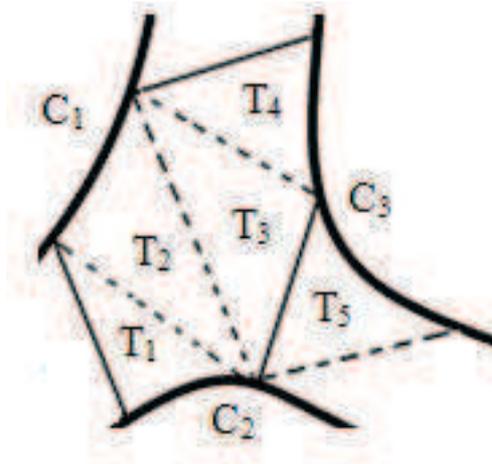


Figure 3.34 — Un exemple de conflit de filtres.

permet de décider si un segment sera gardé ou pas. $C : \forall \text{ triangle } T_i \forall \text{ segment } A_j B_j$
 $\text{si}(\text{Propriété1} \vee \neg(\text{Propriété2} \vee \text{Propriété3})) \wedge \neg(\text{Propriété4} \vee \text{Propriété9} \vee \text{Propriété6})$
 alors le segment $A_j B_j$ est supprimé.

La règle de la décision C est une combinaison des propriétés définies précédemment. Il s'agit d'un filtre composite dont le résultat est indépendant de l'ordre de l'exécution des propriétés élémentaires ainsi que l'ordre de traitement des triangles et de leurs segments. C'est la règle qui fournit la décision définitive de la préservation ou la suppression d'un segment donné.

3.9.3 Squelettisation

Très pragmatiquement, la méthode peut être comparée à un "pelage d'oignon" : l'idée consiste à retirer successivement les pixels de l'objet dont on peut assurer (1) qu'ils ne peuvent être le centre de l'objet, et (2) que leur suppression ne modifie pas la topologie de la forme.

L'algorithme consiste en l'application successive de chacun des ces éléments de la figure

0	0	0	1	x	0	1	1	1	0	x	1
x	1	x	1	1	0	x	1	x	0	1	1
1	1	1	1	x	0	0	0	0	0	x	1
x	0	0	x	1	x	x	1	x	0	0	x
1	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	1
x	1	x	x	0	0	0	0	x	x	1	x

Figure 3.35 — Éléments structurels utilisés pour l'amincissement. Dans chaque cas, le pixel central est fixé à 0 lorsque la configuration est trouvée (x valeur indifférente).

3.35 sur l'ensemble de l'image, et d'itérer tant qu'il reste des pixels qui sont supprimés. Les 8 éléments peuvent être appliqués en un seul passage sur l'image à travers les techniques de pipelining.

3.10 Expérimentation et évaluation

3.10.1 Mesures pour évaluer le système

Pour mesurer la performance d'un système, il est nécessaire de définir les critères que nous souhaitons évaluer. Les mesures les plus courantes pour évaluer un système sont le temps de réponse et la taille mémoire. Cependant, dans un contexte d'extraction d'informations, nous sommes plutôt intéressés par la pertinence des réponses fournies par le système. Dans cette partie, nous décrivons les deux mesures les plus courantes : le rappel et la précision.

3.10.1.1 Rappel

Dans un contexte d'extraction d'information, le rappel est défini comme le nombre d'éléments correctement identifiés divisé par le nombre total d'éléments pertinents recherchés. Si cette adéquation entre les informations recherchées et le nombre de réponses présentées est importante alors le taux de rappel est élevé. Pour évaluer notre algorithme, le rappel est calculé par la formule suivante :

$$\text{rappel} = \frac{\text{nombre des segments droits correctement identifiés}}{\text{nombre des segments droits dans l'image}}$$

3.10.1.2 Précision

La précision est le nombre de réponses pertinentes retrouvées rapporté au nombre total de réponses fournies par un système de recherche d'information. Si elle est élevée, peu d'éléments ne correspondant pas aux critères requis sont détectés et retournés comme réponse du système et le résultat peut être considéré comme précis. Nous calculons la précision avec la formule suivante :

$$\text{precision} = \frac{\text{nombre des segments droits correctement identifiés}}{\text{nombre des segments droits identifiés}}$$

3.10.2 Implémentation

Dans cette partie, nous présentons un exemple d'exécution de notre système sur l'image satellitaire suivante :



Figure 3.36 — Image de test.

3.10.2.1 Prétraitement

Le but de cette étape est de profiter de la richesse de l'information spectrale dans les images satellitaires à haute résolution. Comme ces dernières présentent généralement des caractéristiques spectrales homogènes, il serait intéressant d'accentuer les structures linéaires via une procédure qui se base sur le calcul du coefficient de corrélation des pixels de l'image avec un pixel de référence.

3.10.2.1.1 Choix du pixel de référence Le choix du pixel de référence est la seule opération nécessitant l'interférence de l'utilisateur. Un pixel est choisi selon son appartenance à un segment linéaire. Sur la figure 3.37, nous montrons le pixel de référence pour le présent exemple d'exécution.

Notons que cette phase peut être remplacée par l'entrée des valeurs correspondantes (à partir d'un fichier par exemple). Par ailleurs, il est possible d'utiliser les mêmes valeurs de référence pour des images partageant les mêmes caractéristiques spectrales.

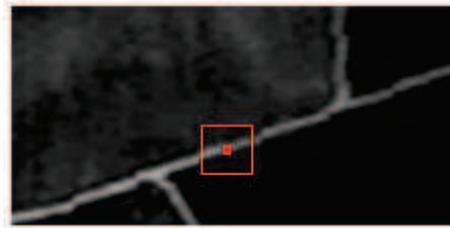


Figure 3.37 — Choix du pixel de référence.

3.10.2.1.2 Calcul de corrélation L'image de corrélation décrit le degré de liaison entre les pixels de l'image de test et le pixel de référence. Elle accentue donc les pixels dont les voisinages présentent des caractéristiques spectrales semblables à celui du pixel de référence.

3.10.2.1.3 Image haute corrélation L'image de haute corrélation est calculée afin d'accentuer davantage les pixels de l'image d'origine qui sont fortement corrélés avec le pixel de référence.

Un seuil T (cf. partie 3.6) est défini pour déterminer le coefficient de corrélation minimal satisfaisant une forte corrélation. Dans nos tests, nous considérons que deux pixels sont

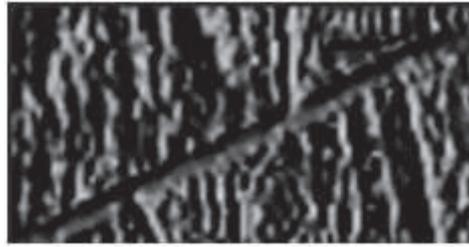


Figure 3.38 — Image de corrélation.

fortement liés si leur coefficient de corrélation est supérieur à 75%.

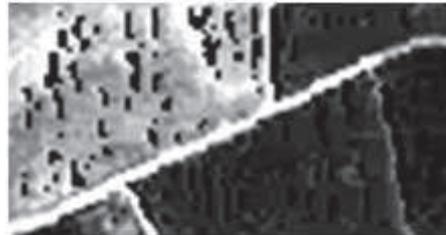


Figure 3.39 — Image de haute corrélation.

3.10.2.2 Détection par gradient contraint

Le gradient contraint est une méthode de détection de ligne que nous utilisons pour l'extraction de points appartenant à des structures linéaires. Elle commence par l'application d'un filtre gradient à l'image issue de la phase de prétraitement. Cette méthode exige l'initialisation des deux seuils suivants (cf. section 3.7)

- t_s : est utilisé pour déterminer si le gradient au pixel considéré est suffisamment élevé pour lancer une procédure de suivi de ligne.

Dans nos tests, nous avons fixé t_s à $0.8 \cdot \max$ des valeurs de gradient de l'image.

- t_c : est utilisé dans la procédure de suivi de ligne pour décider si la valeur du gradient du pixel considéré reste suffisamment élevée pour continuer le suivi de ligne dans la direction courante.

Dans nos tests, nous avons fixé t_c à $0.7 \cdot \max$ des valeurs de gradient de l'image. Nous avons opté pour des seuils élevés pour réduire les segments contraints dans l'étape

suivante, sans perdre la structure générale des segments linéaires présents dans l'image.



Figure 3.40 — Résultat de l'extraction par filtre gradient.

3.10.2.3 Vectorisation

3.10.2.3.1 Détection de contour L'algorithme de Canny a été conçu pour être optimal en termes de détection, localisation et unicité. Par ailleurs, il fournit des résultats qui répondent à notre besoin d'extraction des points saillant servant d'entrée à la triangulation de Delaunay.



Figure 3.41 — Détection de contour par application de l'algorithme Canny.

3.10.2.3.2 Triangulation de Delaunay contrainte La triangulation de Delaunay contrainte assure le passage du format matriciel des images traitées jusqu'ici vers un format vectoriel où l'image est représentée par un ensemble de triangles. L'ensemble des points d'entrée est formé par tous les points de contour issus de l'algorithme de Canny ainsi que de l'ensemble des points résultant de la détection de ligne par gradient contraint. Ces derniers sont les extrémités des segments contraints de la CDT et devront donc faire partie de l'ensemble des points initiaux.

Le résultat de la triangulation est présenté dans la figure 3.42.

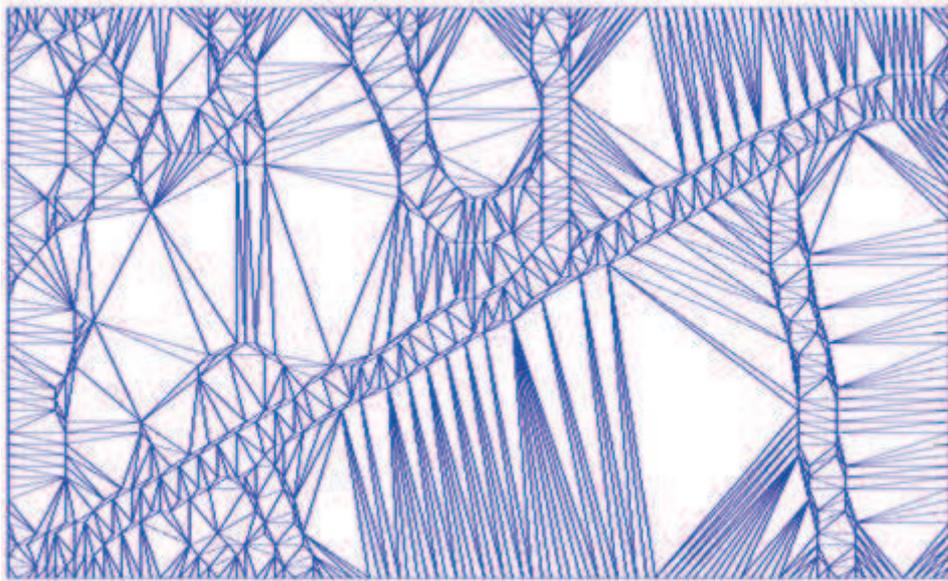


Figure 3.42 — Triangulation de Delaunay contrainte.

3.10.2.4 Filtrage

Le filtrage est une opération très importante pour assurer la qualité du résultat final de notre approche. Le filtrage est effectué par l'implémentation des filtres détaillés plus haut dans ce chapitre. Pour faciliter la manipulation des structures de données, nous associons à chaque filtre un tableau dont les entrées sont des valeurs de 0 ou 1 selon que l'arête correspondante vérifie ou non les conditions de ce filtre.

Nous commençons par la présentation des résultats de l'implémentation de quelques filtres élémentaires avant de définir le filtre global.

3.10.2.4.1 Filtre "TooLong" Le filtre "TooLong" supprime les segments dont la longueur est sensiblement supérieure à la moyenne des longueurs des arêtes de la triangulation. Les longueurs de toutes les arêtes sont calculées et sauvegardées. Leur moyenne est utilisée pour déterminer le seuil de ce filtre. Dans la figure 3.43, nous utilisons un seuil $S=2*$ la moyenne des longueurs des arêtes.

3.10.2.4.2 Filtre "SegmentInContour" Les filtres utilisant l'information de l'appartenance aux contours nécessitent la délimitation et la labellisation de ces derniers. Le résultat de cette opération est illustré par la figure 3.44 où chaque contour est représenté par une couleur différente qui est désignée par son label. Le filtre "Segmen-

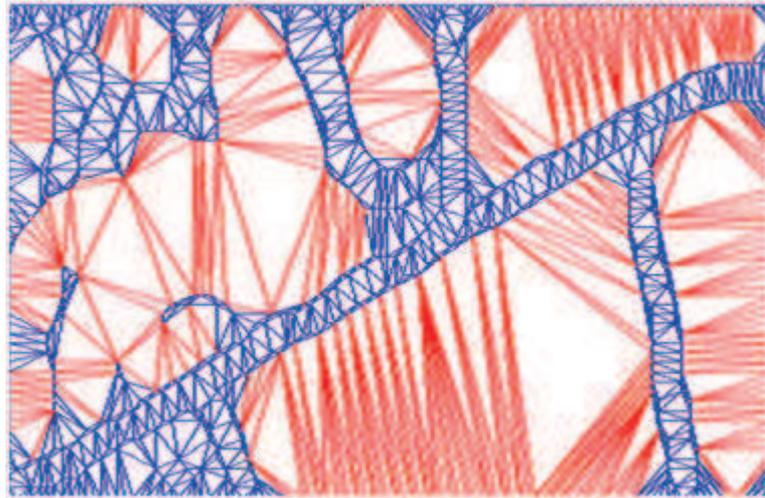


Figure 3.43 — Filtre n°1 "TooLong" : les segments en rouge sont supprimés.



Figure 3.44 — Délimitation et labellisation des chaînes contours.

"InContour" préserve les arêtes qui correspondent à des chaînes de contours (voir Figure 3.45). Il teste si les deux points définissant l'arête appartiennent au même contour.

3.10.2.4.3 Filtre "TwoContours" La figure 3.46 montre le résultat du filtre "TwoContours" sur notre image de test.

3.10.2.4.4 Filtre Composite La combinaison utilisée pour la suite de cet exemple d'exécution est la suivante :

\mathcal{C} : \forall triangle $T_i \forall$ segment $A_j B_j$ si $(\text{TooLong} \vee \neg(\text{NotShortest} \vee \text{Longest})) \wedge \neg(\text{InSegment} \vee \text{ThreeDiffContours} \vee \text{EndToEnd})$ alors le segment est

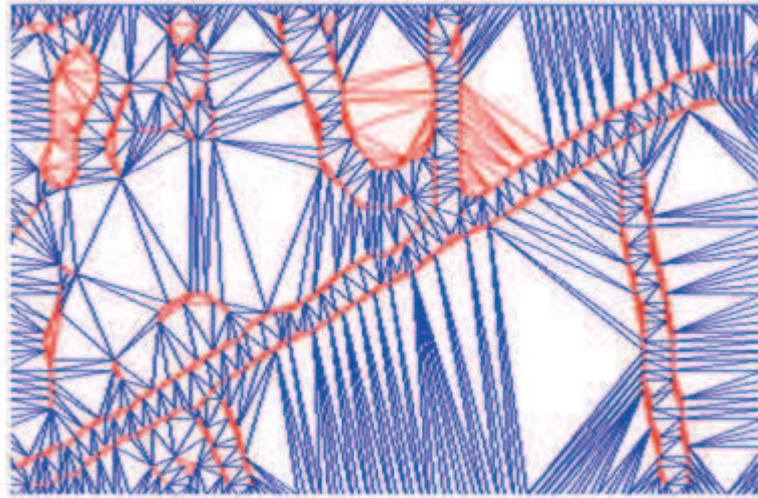


Figure 3.45 — Filtre n°4 "SegmentInContour" : les segments en rouge sont préservés.

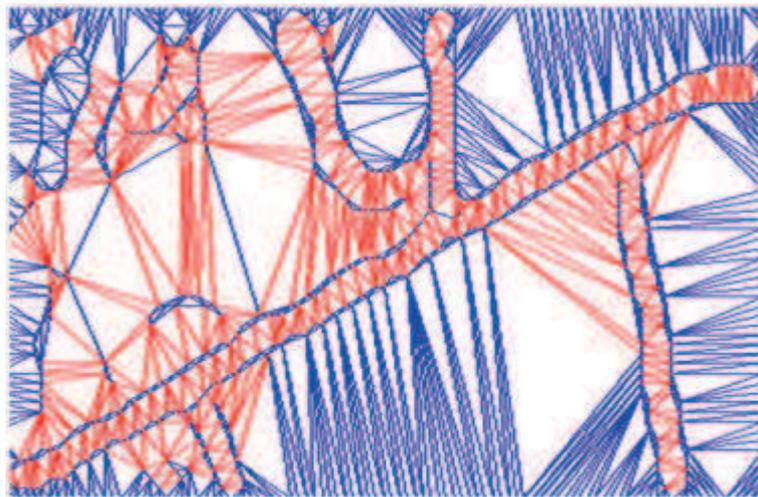


Figure 3.46 — Filtre n°7 "TwoContours" : les segments en rouge sont supprimés.

supprimé.

Nous remarquons que selon C, un segment qui ne respecte pas la loi de proximité, exprimée par l'utilisation des 3 premiers filtres, et au moins un des principes de continuité de région ou de continuité de contour, sera supprimé fusionnant ainsi les deux triangles qui le partagent.

Les segments préservés par le processus de filtrage sont marqués en rouge sur la figure 3.46.

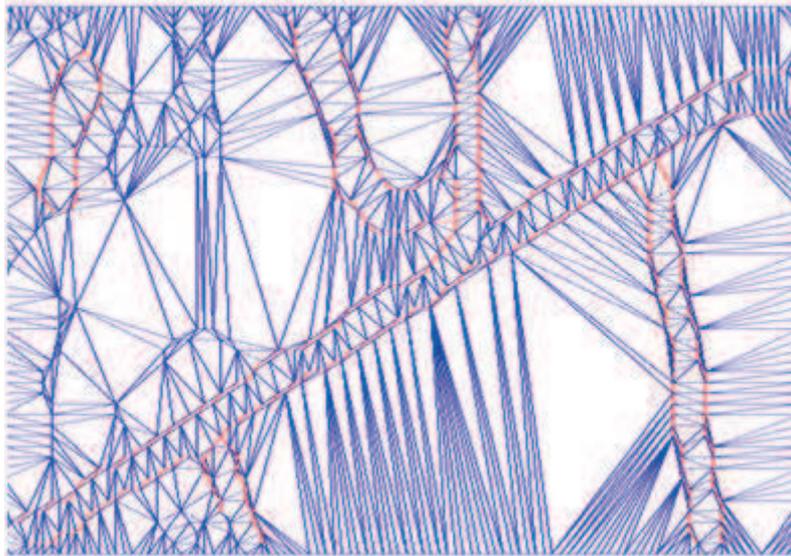


Figure 3.47 — Sortie du processus de filtrage : ensembles des segments préservés par filtre composite en rouge.

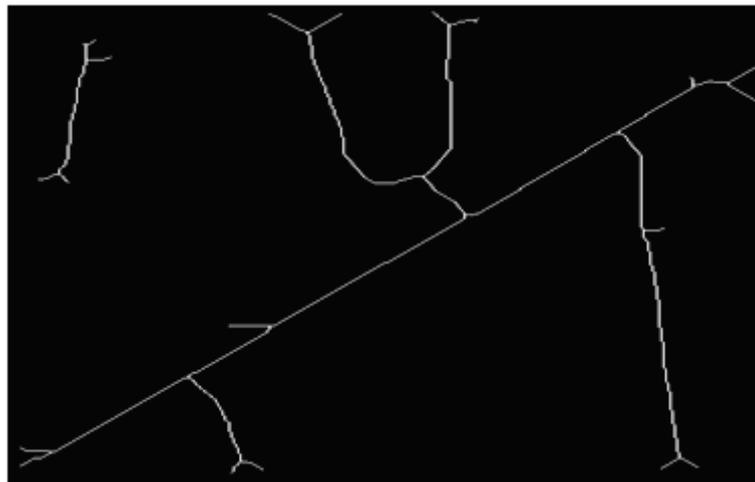


Figure 3.48 — Résultat final du système : Squelette des structures linéaires présentes dans l'image d'origine.

Pour tester la performance de l'approche de localisation proposée, nous avons appliqué notre algorithme de localisation des structures linéaires sur un ensemble de fenêtre de taille 1000×1000 montrant une partie du réseau routier urbain de la ville de Strasbourg.



(a) Fenêtre A de l'image QuickBird



(b) Localisation des structures linéaires



(c) Fenêtre B de l'image QuickBird



(d) Localisation des structures linéaires



(e) Fenêtre C de l'image QuickBird



(f) Localisation des structures linéaires



(g) Fenêtre D de l'image QuickBird



(h) Localisation des structures linéaires



(i) Fenêtre E de l'image QuickBird



(j) Localisation des structures linéaires

Figure 3.49 — Résultat final du système : Squelette des structures linéaires présentes dans l'image d'origine.

3.10.3 Evaluation et Comparaison

Dans cette partie, nous présentons les valeurs de rappel et de précision des résultats expérimentaux de notre approche, que nous appelons **VALD** (**V**ectorization **A**lgorithm for **L**ine **D**etection), ainsi que ceux obtenus par trois méthodes de détection de lignes appliquées sur des images satellitaires à haute résolution. Nous commençons par la présentation de ces algorithmes, avant de présenter les résultats et dresser une comparaison entre les performances de notre algorithme et celles des 3 autres algorithmes.

3.10.3.1 Présentation des algorithmes de comparaison

3.10.3.1.1 Détecteur de Duda Une méthode très connue pour la détection de lignes est l'opérateur de DUDA [DH73] qui attribue pour chaque pixel de l'image un score dépendant d'une homogénéité dans une certaine direction et d'un contraste avec le voisinage (Figure 3.50). Les quatre masques suivants sont utilisés : Chaque pixel traité

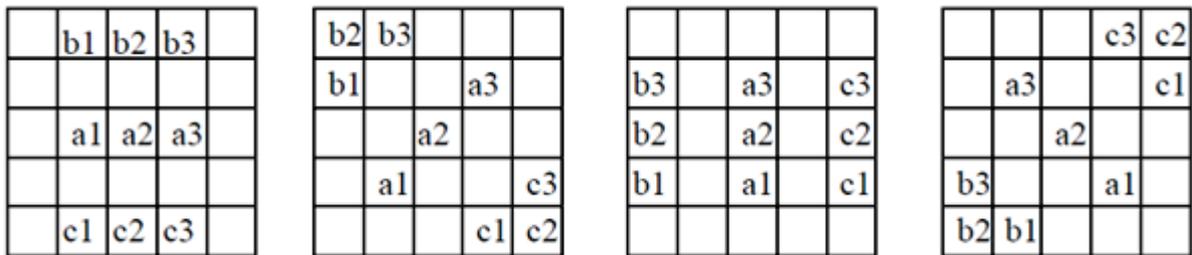


Figure 3.50 — Masques de DUDA.

se situe au niveau de la case a_2 . Les valeurs sur les cases a_1 , a_2 et a_3 doivent être homogènes, tandis qu'il doit y avoir un contraste avec les cases b_1 , b_2 , b_3 , c_1 , c_2 et c_3 . Le score attribué pour chaque masque est donc égal à :

$$Score = \frac{G(|a_1 - a_2|) \times G(|a_2 - a_3|)}{\sum_{i=1}^3 F(a_i - b_i) + F(a_i - c_i)}$$

G mesure l'homogénéité en fonction de la différence de deux valeurs. Si ces valeurs sont proches, alors la différence est faible et le résultat de la fonction doit être élevé. Inversement, si la différence est importante, alors le résultat de la fonction doit être

faible. L'expression de G est égale à :

$$G(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \leq Umin \\ 1 - (1 - \epsilon) \times \frac{x - Umin}{Umax - Umin} & \text{si } Umin < x < Umax \\ \epsilon & \text{si } x \geq Umax \end{cases}$$

F , quant à elle, mesure le contraste. Le résultat dépend également de la différence entre deux valeurs. Si ces valeurs sont éloignées, alors le résultat doit être faible. Inversement, le résultat doit être élevé si les deux valeurs sont proches. L'expression de cette fonction est :

$$F(x) = \begin{cases} Fmax & \text{si } x < 0 \\ Fmax - x \times \frac{Fmax - \frac{1}{6}}{Sep} & \text{si } 0 \leq x < Sep \\ \frac{1}{6} & \text{si } x \geq Sep \end{cases}$$

Sep représente la séparation, c'est-à-dire la valeur à partir de laquelle le résultat de la fonction sera minimal, ce qui correspond à un fort contraste. La valeur $\frac{1}{6}$ est choisie de façon à ce que le dénominateur du score soit supérieur ou égal à 1. Le score sera donc compris entre $e/Fmax$ (pixel ne correspondant pas à une structure linéaire) et 1 (pixel appartenant à une structure linéaire).

3.10.3.1.2 Détecteur de Tupin Les détecteurs de lignes recherchent localement dans l'image les pixels présentant les caractéristiques d'une structure linéaire, e.g une route ou une rivière dans les images de télédétection.

Le détecteur de structures linéaires de Tupin [Tup97], est défini en un pixel x de l'image et pour une orientation donnée (verticale sur l'exemple de la Figure 3.51), par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} r &= \min(r12, r13) \\ \text{où } r12 &= 1 - \min\left(\frac{R_1}{R_2}, \frac{R_2}{R_1}\right) \\ \text{et } r13 &= 1 - \min\left(\frac{R_1}{R_3}, \frac{R_3}{R_1}\right) \end{aligned}$$

R_i désigne la moyenne radiométrique de chaque région rectangulaire, comme indiqué sur la Figure 3.51. La région rectangulaire centrale correspond à la structure linéaire à détecter et les deux autres aux régions adjacentes. L'obtention des structures linéaires de la scène se fait ensuite par seuillage du résultat de cet opérateur sur toute l'image. Plusieurs largeurs et orientations de la structure centrale sont généralement testées afin de détecter les structures linéaires de la scène, indépendamment de leur largeur et de

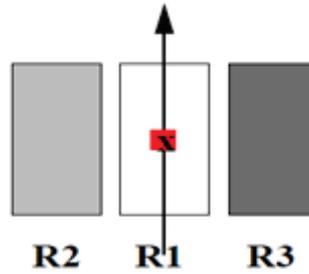


Figure 3.51 — Forme du détecteur de structures linéaires.

leur orientation. Une fusion, par opérateur maximum généralement, est finalement opérée afin de détecter toutes les structures de la scène. Tupin démontre dans [Tup97], que la densité de probabilité de ce détecteur ne dépend que des contrastes entre la structure centrale et les régions directement adjacentes. Ce détecteur a donc une probabilité de fausses alarmes et une probabilité de détection constantes pour des contrastes donnés et quelle que soit la radiométrie de la structure centrale. Dans [Tup97], une étude théorique des probabilités de fausses alarmes et probabilité de détection permet de relier le choix du seuil de décision aux performances de l'algorithme pour des contrastes donnés. Ce détecteur a suggéré de très bons résultats de détection tant que les hypothèses d'homogénéité dans chaque partie rectangulaire du masque de détection sont satisfaites et que le contraste de part et d'autre d'une ligne est suffisamment important.

3.10.3.1.3 Transformée de Hough Dans une représentation cartésienne, une droite est caractérisée par l'équation suivante :

$$y = a.x + b \quad (3.6)$$

Ainsi, pour un point (y_1, x_1) , il est possible de déterminer un ensemble de couples $(a_{1,i}, b_{1,i})$ tels que, pour tout i ,

$$y_1 = a_{1,i}.x + b_{1,i} \quad (3.7)$$

Théoriquement, il existe une infinité de droite en accord avec cette relation, en pratique le coefficient directeur (ici $a_{1,i}$) prend une série de valeurs discrètes dont le pas est fixé et pour lesquelles nous calculons l'ordonnée à l'origine (ici $b_{1,i}$).

Ici, une difficulté venant de la représentation cartésienne apparaît : les droites horizontales ne peuvent être décrites par l'équation 3.6, en effet, elles sont de la forme $x = b$. Ceci implique l'apparition de valeurs non bornées. De plus, l'espace (a, b) est

très inhomogène : une discrétisation fixe du coefficient directeur (a) n'entraîne pas une répartition régulière des droites observées. Il est alors possible de passer outre ce problème en choisissant un autre type de représentation : la représentation polaire. Une droite est donc exprimée par l'équation suivante :

$$\rho = X \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) \quad (3.8)$$

La représentation polaire d'un segment de droite consiste à caractériser son vecteur directeur par un angle (θ) et une norme (ρ). θ correspond à l'angle entre l'axe des abscisses et la droite perpendiculaire à la droite définie (d) passant par l'origine, ρ représente alors la distance entre l'origine et (d) (Figure 3.53). A nouveau, il existe une

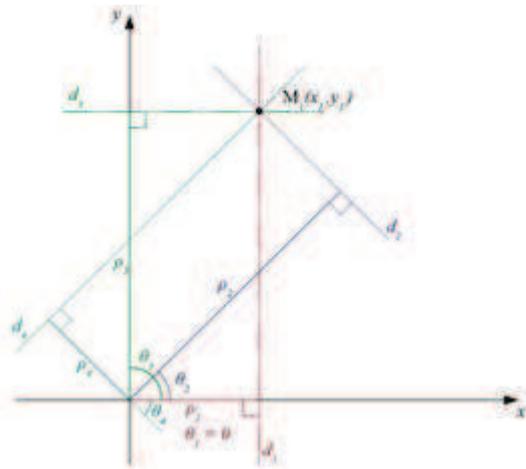


Figure 3.52 — Représentation polaire de droites passant par un point.

infinité de droite passant par un point, mais leur nombre est contenu par une discrétisation de θ . Contrairement à la représentation cartésienne, les variables θ et ρ sont bornées, ce qui facilite (et donc accélère) considérablement les calculs. En effet, θ peut être limité à un intervalle de $[-90, 90[$ et ρ est compris dans l'intervalle $[0, Dim_{max}]$ si l'origine de la transformée de Hough est en haut à gauche de l'image (Dim_{max} étant la plus grande des valeurs entre la largeur et la hauteur de l'image).

Un point dans l'espace cartésien (x, y) est donc représenté par une sinusoïde dans l'espace polaire de Hough (θ, ρ) et l'alignement de plusieurs points correspond à un couple (θ_i, ρ_i) dans l'espace de Hough. La transformée de Hough [Hou62] est donc une transformée "1 à m" : à un point de l'espace source correspond m points de l'espace de Hough.

La mise en œuvre concrète de cette méthode se fait à l'aide d'un accumulateur $A(\theta, \rho)$

chargé de recueillir les votes pour chaque point. L'accumulateur est un tableau représentant l'espace (θ, ρ) et dont les valeurs sont incrémentées pour chaque ensemble de couples (θ_i, ρ_i) représentant chacun des points de l'image traitée. On peut voir sur la Figure 3.55 les différentes superpositions de sinusoides (dans l'espace de Hough) associées à l'alignement des quatre points M_1, M_2, M_3 et M_4 (dans l'espace Cartésien). Ainsi la superposition des sinusoides S_1, S_2, S_3 et S_4 incrémentera donc quatre fois la position $[\theta = 45^\circ; \rho = 0]$ de l'accumulateur. Les croisements de la sinusoides S_5 avec les autres sinusoides ne seront incrémentés que deux fois. On constate donc que, dans l'espace cartésien, plus le nombre de points constituant une droite est important, plus l'accumulateur aura un nombre de votes élevé pour le couple (θ, ρ) associé à cette droite. La détection des droites est donc ramenée à une détection de maxima dans l'espace de Hough.

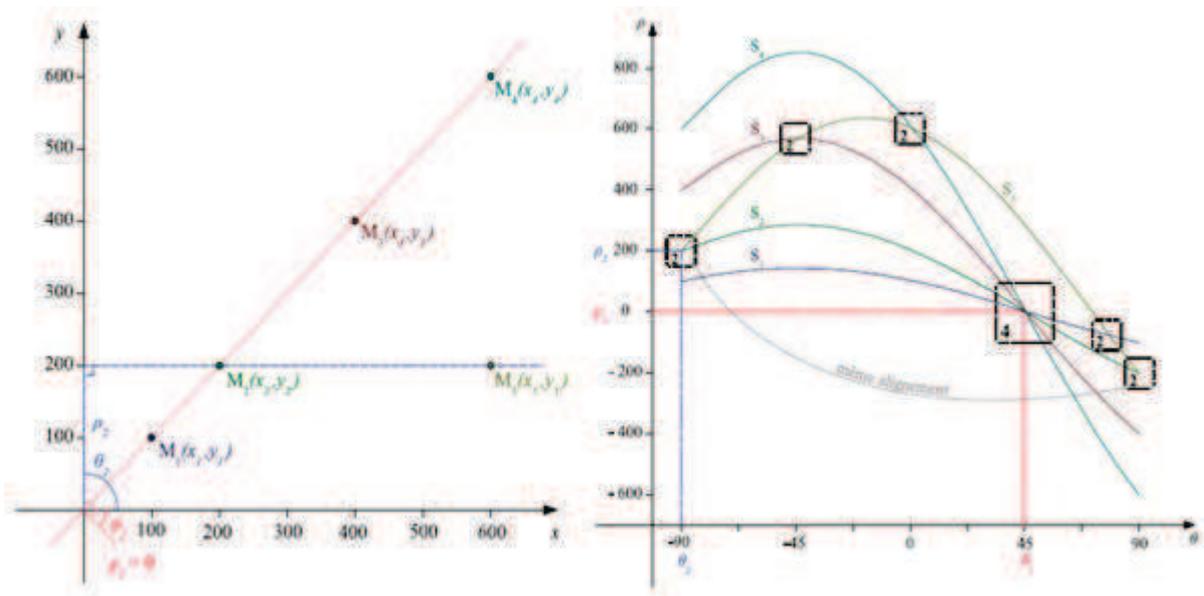


Figure 3.53 — Fonctionnement de la Transformée de Hough : aux quatre points alignés M_1, M_2, M_3 et M_4 dans l'espace cartésien correspond un point $(\theta = 45^\circ, \rho = 0)$ d'intensité : $A(45, 0) = 4$; alors qu'aux deux points alignés M_2 et M_5 , l'accumulateur associé sera deux fois plus faible : $A(0, 200) = 2$.

3.10.3.2 Résultats et comparaison

3.10.3.2.1 Rappel Le rappel est une mesure de complétude, comme il représente le taux des structures correctement extraites par rapport à la totalité des réponses que le

système devrait fournir. Il concerne donc l'aptitude du système à "trouver les structures recherchées". Dans cette partie, nous présentons les valeurs de rappel calculées sur les tests appliqués sur un ensemble d'images satellitaires à haute résolution. Ces résultats font l'objet de la Figure 3.54.

La figure 3.54 (a) montre que, les valeurs de rappel du détecteur de Duda sont plutôt modeste (inférieure ou égale à 0.4), à l'exception d'un seul cas où le rappel est égal à 1. L'algorithme de Tupin, qui est une version révisée de l'opérateur de Duda, présente une amélioration par rapport à ce dernier, comme illustré par la figure 3.54 (b). En fait, le détecteur de Tupin fournit des résultats dont les mesures de rappel sont acceptables (de l'ordre de 0.6). La figure 3.54 (c) décrit des valeurs de rappel de l'algorithme de Hough qui sont comparables avec celles du détecteur de Tupin.

Ces figures montrent, que l'algorithme vectoriel que nous proposons est, dans le pire des cas, aussi performant que les autres algorithmes testés, et considérablement plus efficace dans la majorité des situations.

3.10.3.2.2 Précision La précision est une mesure d'exactitude, comme elle représente le taux des structures correctement extraites par rapport à la totalité des réponses retournées. Dans cette partie, nous présentons les valeurs de précision calculées sur l'ensemble des tests appliqués sur un ensemble d'images satellitaires à haute résolution spatiale. Les résultats font l'objet de la Figure 3.55.

Dans la figure 3.55 (a), nous remarquons que nos tests ont donné lieu à des performances instables en ce qui concerne le détecteur de Duda. En fait, ses valeurs de précision varient entre 1 et 0.5. Ceci s'explique par la dépendance de l'algorithme aux propriétés locales des régions où l'on applique les masques de Duda.

La figure 3.55 (b) montre que la méthode de Tupin perd son avantage par rapport à l'algorithme de Duda, les valeurs de précision qu'elle réalise dans le meilleur des cas aussi bonnes que celles du détecteur de Duda. Elle fournit des mesures de précision entre 0.5 et 0.7.

L'algorithme de Hough (voir la figure 3.55 (c)) est le meilleur parmi les quatre méthodes testées en considérant le critère de l'exactitude. En effet, pour tous les tests effectués, cet algorithme n'a donné aucune fausse détection.

Les résultats accomplis par notre algorithme vectoriel (VALD) sont très bons, atteignant la valeur maximale de précision égale à 1 dans plusieurs cas et des valeurs supérieures à 0.8 dans le reste des situations. Par ailleurs, mis à part l'algorithme de

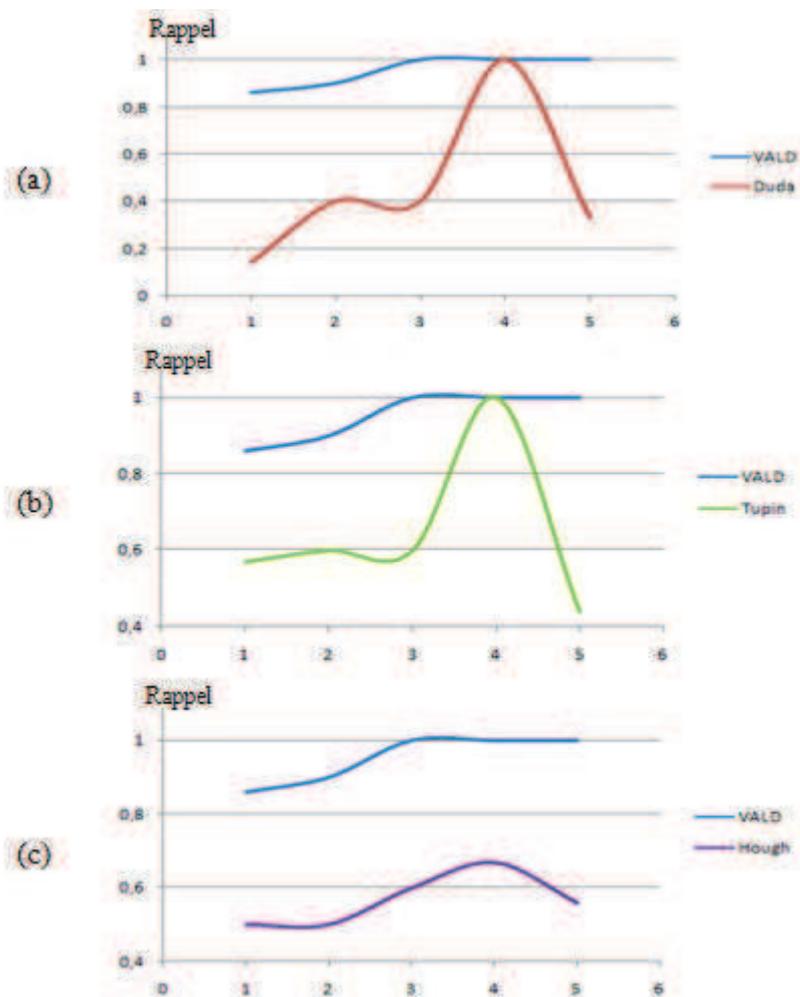


Figure 3.54 — Courbes de rappel de notre algorithme (VALD) en comparaison avec les algorithmes de : (a) Duda. (b) Tupin. (c) Hough.

Hough, en moyenne, l'algorithme vectoriel a de meilleures performances que les autres algorithmes. En fait, dans le pire des cas, il reste plus performant que le détecteur de Tupin. Dans le cas où l'opérateur de Duda est meilleur que l'algorithme vectoriel, la différence entre les valeurs de précision est de 0.2. Par contre, notre algorithme présente des réponses aussi satisfaisantes lorsque les résultats de l'algorithme de Duda sont dégradés.

	moyenne Rappel	moyenne Précision
VALD	0,95	0,93
Duda	0,45	0,78
Tupin	0,64	0,6
Hough	0,62	1

Tableau 3.1 — Moyenne des valeurs de rappel et de précision

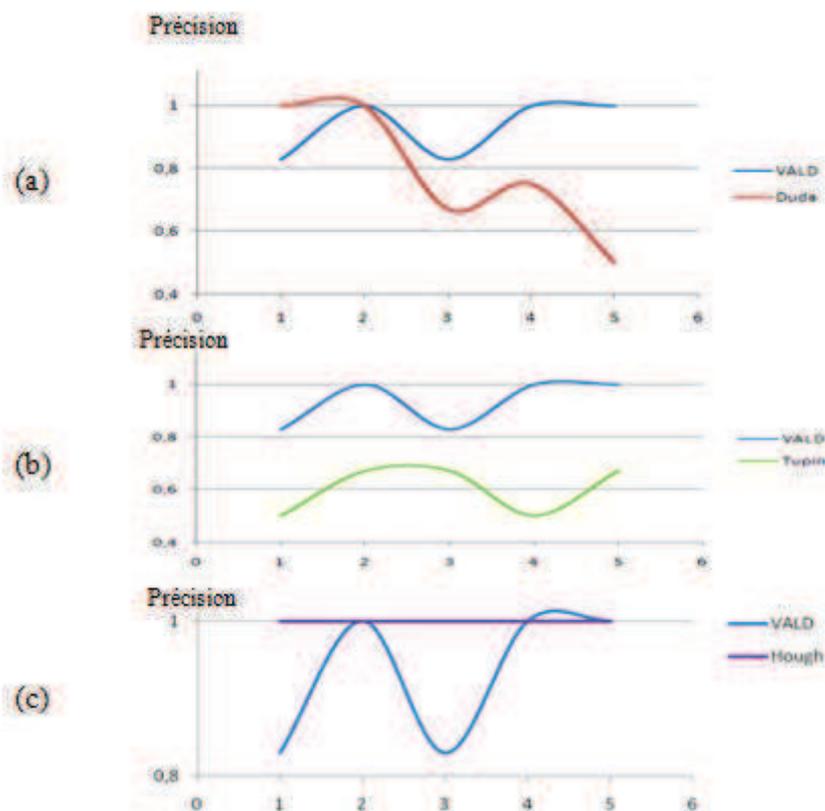


Figure 3.55 — Courbes de précision de notre algorithme (Vector) en comparaison avec les algorithmes de : (a) Duda. (b) Tupin. (c) Hough.

3.10.3.2.3 Synthèse La Table 3.1 et les figures 3.56 (a) et (b) résument les observations de la partie précédente. La Table 3.1 présente les moyennes des valeurs de rappel et de précision pour les algorithmes testés et permet donc d'évaluer leurs performances à la lumière du compromis réalisé entre complétude et exactitude. La Table 3.1 montre des moyennes très élevées pour notre algorithme, pour le rappel aussi bien que la précision. En effet, les résultats obtenus par l'algorithme vectoriel ne sont dépassés

que par la précision de l'algorithme de Hough.

Cependant, ce dernier ne fournit que des valeurs acceptables en termes de complétude. Les algorithmes de Duda et de Tupin sont un peu à part car ils ne fournissent que des résultats moyens, à la fois en rappel et en précision, par comparaison avec les autres méthodes (voir Figure 3.56).

Les performances des algorithmes de Duda et de Tupin sont dues essentiellement au caractère local de la détection. Ces méthodes sont très sensibles au bruit et n'assurent pas l'absence de fausses alarmes. Par ailleurs, elles sont intrinsèquement dépendantes des variations de la radiométrie du voisinage immédiat ainsi que des différents choix de seuillage qui leurs sont associés. Les valeurs de précision obtenues par l'algorithme de Hough s'expliquent par la détection de maxima après l'accumulation des votes. Cependant, l'exactitude dans ce cas se paye par la perte de la qualité du résultat en termes de complétude. Ceci est causé par le manque de représentants de la droite dans l'espace de Hough.

Notre approche donne des résultats excellents sur les deux niveaux de la complétude et de l'exactitude, comme indiqué par les valeurs de rappel et les valeurs de précision sur les courbes de la figure 3.56. Aucun des autres algorithmes testés ne présente un aussi bon rapport entre rappel et précision. Cette performance s'explique par la synergie des différentes composantes de l'algorithme. En outre, ces éléments utilisent différentes caractéristiques de l'image et assurent donc l'exploitation des différents types d'information présents dans l'image. Le prétraitement se base sur l'homogénéité de valeurs spectrales des structures linéaires dans les images de télédétection pour accentuer les formes recherchées et faciliter leur détection par l'étape suivante. Guider la triangulation de Delaunay par les contraintes résultant de la détection de ligne joue un rôle aussi important dans l'efficacité de notre approche [NHNW11]. La dernière étape de filtrage est une procédure clé de cette approche. En effet, une définition inadéquate des règles logiques peut, dans le pire des cas, corrompre les résultats des étapes précédentes.

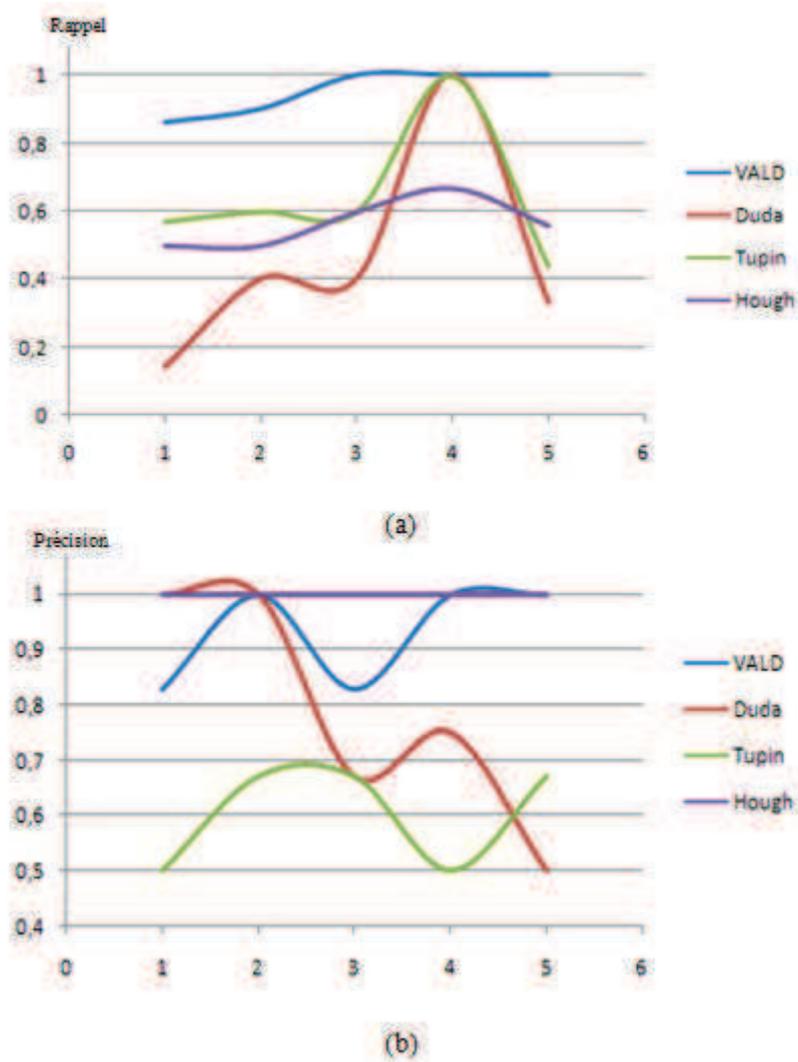


Figure 3.56 — Courbes de rappel (a) et de précision (b) de notre algorithme en comparaison avec les algorithmes de Duda, de Tupin et de Hough.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé une approche vectorielle pour résoudre un problème de reconnaissance de formes, particulièrement, l'extraction des structures linéaires dans les images de télédétection de haute résolution spatiale.

L'algorithme proposé exploite différentes caractéristiques des images de télédétection et des structures linéaires pour réaliser des performances satisfaisantes. En effet, information spectrale, approche géométrique et organisation visuelle prennent part aux

résultats finaux obtenus sur des images satellitaires de haute résolution.

L'originalité de notre approche réside dans la manipulation du format vectoriel obtenu après triangulation par la définition d'un formalisme logique rigoureux permettant le filtrage des arêtes des triangles tout en préservant les contraintes linéaires qui ont conditionné la triangulation au premier lieu.

Les tests ont démontré que notre système fournit de bons résultats en termes de complétude et de limitation des fausses alertes. Nous avons également effectué une comparaison avec trois méthodes bien établies dans la littérature pour mettre en évidence l'efficacité de notre algorithme.

L'approche de localisation par transformée d'ondelettes proposée

Introduction

Nous consacrons ce chapitre à la description de notre algorithme de localisation de réseaux routiers qui se base essentiellement sur la théorie des ondelettes, particulièrement les deux volets multi-résolution et multi-direction. Il exploite l'étude de la régularité directionnelle issue de la transformée en ondelette Log-Gabor de l'image originale. L'algorithme proposé est un processus composite comportant principalement trois phases que nous détaillons. Nous exposons à la fin du chapitre les résultats expérimentaux relatifs à notre détecteur. Nous fournissons, en annexe B, un aperçu des fondements mathématiques de la théorie des ondelettes.

4.1 Présentation de l'approche

4.1.1 Motivations et idée de base

Le cortex visuel primaire (CVP), (Fig 4.1), est l'endroit du cerveau où la reconnaissance d'objet est la plus efficace [Log87]. Elle se fait de manière très rapide (de 100ms à 200ms) et reste très robuste aux variations en éclaircissement, pose, taille et angle de vue.

L'information circule le long d'une sorte de "nappe" en partant d'abord de la rétine avant de passer par le noyau géniculaire latéral (LGN) pour enfin atteindre le cortex visuel primaire. Le flux dorsal est le chemin qui indique "où" sont les objets tandis que le flux ventral indique "quoi", donc la nature des objets. Le CVP représente le premier niveau de traitement dans le cortex visuel et reste "le plus facile" à caractériser notamment grâce à la présence de ce que l'on appelle des cellules "simples" [JP99].

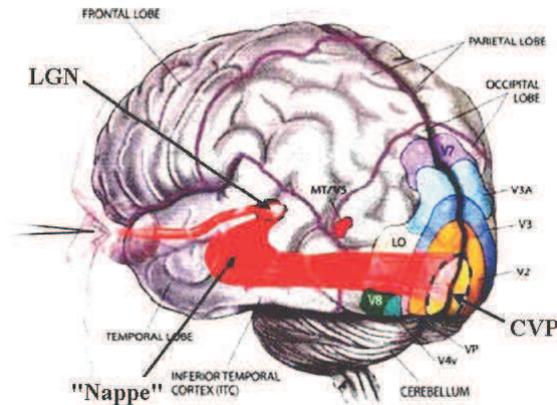


Figure 4.1 — Le cortex visuel primaire

Les réponses de ces cellules "simples" dans le CVP s'appellent **les champs réceptifs linéaires (RFs)** [Mar80]. Ces RFs sont restreints par de petites régions de l'espace, hautement structurés et appartiennent à une zone discrète qui est relative à la fovea (4.2), où la présentation ou le retrait d'un stimulus visuel provoque une activation cellulaire.

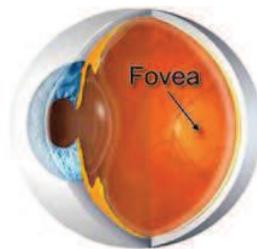


Figure 4.2 — La fovea : grossièrement située dans le centre de la rétine

En 1981, Pollen et Ronner [PR81b] examinent la relation de phase de cellules adjacentes dans le cortex visuel de chats. Ils en viennent à la conclusion que les cellules

d'une paire de cellules adjacentes (définies par des fréquences similaires, c'est-à-dire des amplitudes et des spécificités de direction similaires) possèdent certaines symétries.

La première cellule, de symétrie paire, peut être modélisée par une fonction cosinus et la deuxième cellule, de symétrie impaire, par une fonction sinus. Ces résultats permettent déjà de modéliser les RFs d'une telle paire de cellules par une fonction à valeur complexe, dont nous parlerons un peu plus tard.

En 1987, dans les expériences de Jones et Palmer [JP99], des cellules simples sont mesurées avec une micro-électrode. Le RF d'une certaine cellule a été précisément mesuré en projetant un stimulus sous forme de point sur un écran homogène que l'œil regarde. Un exemple des réponses résultantes est donné sur la Fig 4.3.

Jones et Palmer suggèrent alors de modéliser la forme des RFs par un filtre 2D de Gabor, c'est-à-dire un plan d'onde restreint par une gaussienne.

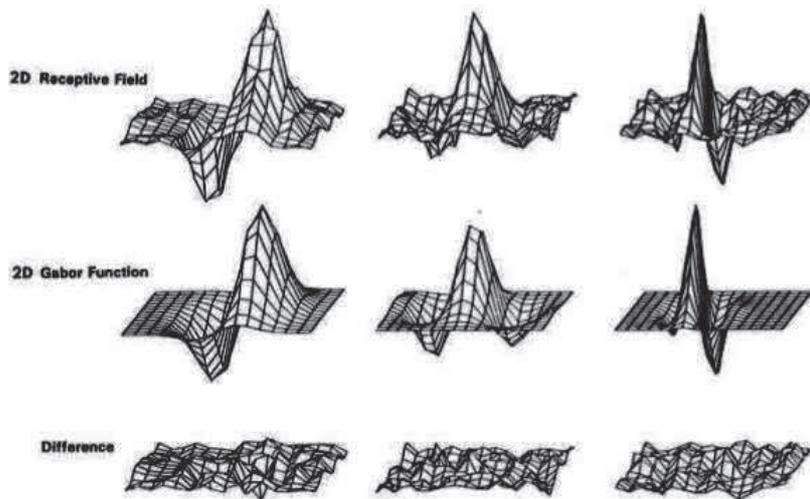


Figure 4.3 — Adaptation d'un filtre de Gabor aux données correspondant aux mesures du comportement de la réponse d'une certaine cellule simple [JPJ87]

Sur la première ligne de la Fig 4.3, on peut voir le RF expérimental et sur la deuxième ligne, le **RF modélisé par des ondelettes 2D de Gabor**. On peut apprécier la très grande similitude entre les deux entités par leur très faible différence représentée sur la dernière ligne. Les filtres de Gabor constituent un choix traditionnel pour obtenir une information fréquentielle localisée. Ils offrent la meilleure localisation simultanée en temps et en fréquence[Gab46].

4.1.2 Description générale

Notre approche peut être vue comme la composition de trois étapes : deux premières phases indépendantes, suivies d'une étape de prise de décision. la figure 4.4 illustre cette composition.

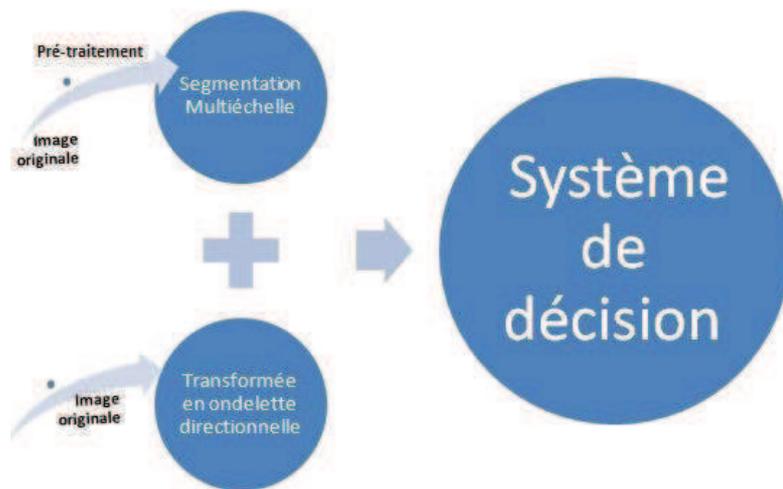


Figure 4.4 — Différentes phases de l'approche proposée

Lors de la première étape une segmentation multi-résolution contrôlée par la détection de contour est proposée. L'algorithme est précédé par un pré-traitement assuré par une classification appliquée à l'image originale dans le but de réduire la complexité de l'image en diminuant le nombre des niveaux de gris. Cette étape de pré-traitement a permis une amélioration de la segmentation en évitant le problème de sur-segmentation souvent rencontré dans les images de complexité pareille.

Le résultat de cette étape est une image segmentée où chaque segment représente une surface spéculaire qui peut correspondre, ou non, à un tronçon de routes. Un système de décision décrit dans la troisième partie, permettra de confirmer si un segment fait partie du réseau routier figurant dans l'image initiale, en se basant sur des sources de décision primaires présentées dans la deuxième phase.

La deuxième partie applique une transformée en ondelette directionnelle appliquée aussi sur l'image originale dans le but d'obtenir un ensemble d'images dont chacune

est composée par des coefficients contrôlant la régularité locale de l'information dans différentes orientations et à travers différentes échelles.

Étant donné un nombre d'échelles égal à s et un nombre d'orientation égal à o , nous obtenons à la fin de cette étape, $o * s$ images, de la même taille que l'image initiale, chacune décrivant l'homogénéité fréquentielle multi-directionnelle de chaque pixel de l'image originale. Dans l'étape qui suit, chaque image résultat est considérée comme entrée pour une source de décision primaire dans le système de reconnaissance de route.

La démarche se termine par une étape de prise de décision qui va définir le réseau routier final. Le système de décision global est formé par deux sous-systèmes.

Le premier est constitué par un ensemble de sources élémentaires de décision ayant en entrée les images résultant de la deuxième phase, en plus de l'image originale, de façon à ce que chaque image alimente une source. Les décisions seront effectuées en se basant sur un ensemble de filtres formalisés par des règles logiques inspirées de la théorie de gestalt géométrique connue par la théorie de perception visuelle.

Le deuxième sous-système est utilisé pour fusionner les résultats des sources élémentaires en se basant sur une méthode de vote majoritaire.

4.2 Segmentation

4.2.1 Introduction

Notre but, dans cette étape, est de remédier au problème de la sur-segmentation causée par la forte présence du bruit géométrique qui caractérise les images urbaines à très haute résolution. La sur-segmentation consiste à obtenir de petites régions aléatoires représentant des segments non significatifs après la segmentation. Plusieurs expérimentations ont été effectuées pour tester quelques algorithmes basés sur la programmation dynamique et les contours actifs. Les meilleurs résultats ont été obtenus en appliquant la méthode de segmentation multi-échelle avec liaison hiérarchique supervisée par le contour engendré, proposée dans [DV01], précédée par une classification réduisant le nombre des niveaux de gris afin de réhausser le contraste de l'image originale.

4.2.2 Segmentation multi-échelle

Une image fournit des informations intéressantes à différentes résolutions. Une représentation multi-échelle est composée par l'empilement d'approximations successives de l'image originale à des résolutions plus grossières (figure 4.5).

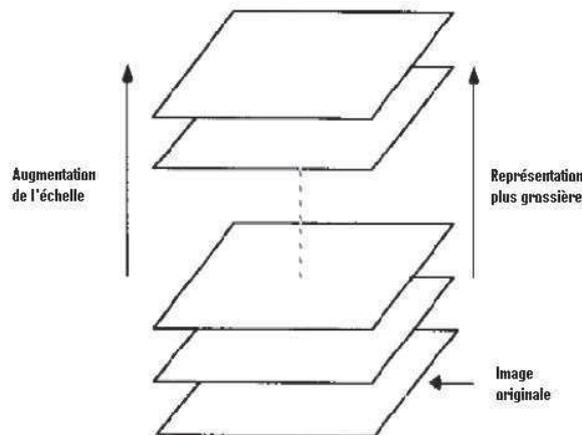


Figure 4.5 — Représentation multi-échelle

Les données sont systématiquement lissées : plus on augmente l'échelle, plus la résolution diminue, et plus on obtient une approximation plus grossière dans laquelle les informations à haute fréquence sont supprimées.

Nous résumons les différentes étapes qui composent cette méthode par l'algorithme général 4 avant de donner les détails de chaque étape de façon séparée.

Algorithme 4 : SEGMENTATION MULTI-ÉCHELLE SUPERVISÉE PAR DÉTECTION
DE CONTOUR [NHW10]

Données : L'image d'origine I

Résultats : I_S

début

- | | |
|---|---|
| 1 | Génération de représentation multi-échelle de I |
| 2 | Analyse de la structure de l'image à travers les échelles |
| 3 | Segmentation |
| 4 | Filtrage morphologique des petites régions dans l'image segmentée I_S |

fin

4.2.2.1 Génération de représentation Scale-Space

La théorie Scale-Space proposée par Lindeberg ([Lin94],[Lin96]) est issue de la théorie de vision par ordinateur qui permet d'avoir une représentation multi-échelle, d'une image donnée, composée par l'empilement de versions successives de l'ensemble original de données à des échelles plus grossières.

Pour être en mesure, il est juste nécessaire d'obtenir, en quelque sorte, une description des structures de l'image par l'échelle. Dans la littérature, différentes approches ont été proposées, des comparaisons générales sont disponibles dans ([VKV97], [BR96]).

La génération de représentation Scale-Space est fondée sur les hypothèses formulées par Lindeberg [Lin90] sont basées sur l'idée d'utiliser des convolutions successives pour générer la représentation espace-échelle. En vertu de plusieurs contraintes, Koendering définit l'équation de diffusion [Lin94] , donnée par 4.2.2.1, comme le générateur de sa représentation échelle-espace :

$$\frac{\partial I(\vec{U}, t)}{\partial t} = \delta I(\vec{U}, t) \quad (4.1)$$

I étant la luminance de l'image qui dépend de la position $\vec{U} = (x, y)$ et t , le paramètre d'échelle. De 4.2.2.1 et de la contrainte de l'utilisation de la convolution pour produire les niveaux suivants d'échelle, Koendering constate que le noyau unique

qui répond à ces besoins est le noyau gaussien.

4.2.2.2 Chainage entre les différentes échelles

Divers algorithmes de chainage entre les échelles ont été proposés dans la littérature s'appuyant sur l'étude des extréma ([Hen95],[HK94],[FTR⁺94],[LP90]), cependant l'information contenue dans une image ne peut pas être entièrement décrite par les maxima et les minima. Afin d'être aussi cohérent et générique que possible, l'algorithme propose de rechercher les voies d'iso-intensité à travers les échelles.

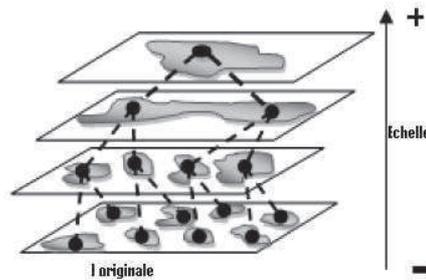


Figure 4.6 — Analyse hiérarchique de la structure de l'image reliant les pixels à travers les différents niveaux

L'algorithme établit des relations entre les pixels de niveaux successifs [NHW10]. Dans une première étape, sur l'échelle la plus fine (image originale) tous les pixels sont liés à des pixels de la première image générée (le premier niveau d'approximation). Ensuite, pour les niveaux qui suivent, les pixels n'auront pas tous un lien avec un pixel du niveau inférieur, puisque les approximations générées à travers la représentation espace-échelle contiennent de moins en moins d'informations, ainsi un pixel du niveau supérieur (échelle plus grande), aura un nombre de liens plus important que les pixels du niveau inférieur (échelle plus fine).

Par conséquent, les pixels fournis au niveau de l'échelle la plus fine représenteront les détails perdus dans les niveaux supérieurs. Cette relation est effectuée entre les différents niveaux d'échelle, la figure 4.6 explique l'idée de cet algorithme. Les niveaux sont reliés dans une structure arborescente.

Un pixel parent I_p dans un niveau inférieur est relié à un pixel enfants I_c si la différence entre leurs niveaux de gris est inférieur à un seuil donné.

4.2.2.3 Reconstruction des segments

Une fois la structure de l'image estimée, l'obtention de segments est évidente. Un segment sera construit de façon descendante en regroupant tous les pixels connectés à travers l'arbre hiérarchique en commençant à partir de chaque nœud parent au niveau de l'échelle supérieure sélectionnée de la figure 4.7.

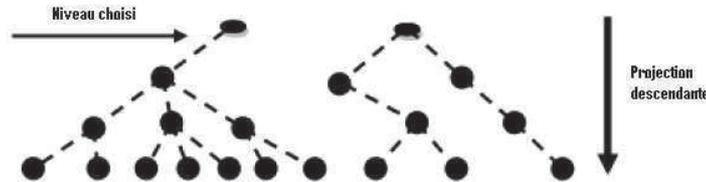


Figure 4.7 — Analyse hiérarchique de la structure de l'image reliant les pixels à travers les différents niveaux

L'image segmentée est obtenue ainsi en construisant tous les segments émergents de l'arbre hiérarchique.

4.2.2.4 Supervision de la segmentation par la détection de contour

Au cours de la procédure de chaînage, une recherche pour trouver des parents est effectuée. Cette procédure de couplage [Dau90], [HK94], [Hen98], [Jac96] d'un niveau à un autre ne prend pas en considération l'orientation de la structure elle-même. Elle cherche le pixel le plus proche en niveau de gris dans le voisinage. Ceci est réalisé indépendamment de la forme de la région à laquelle les deux pixels (enfant et parent) appartiennent. Cette recherche incontrôlée peut mener à un chaînage erroné puisque les pixels peuvent être reliés à d'autres parents proches en niveau de gris, mais qui n'appartiennent pas réellement à la même région.

La figure 4.8 montre l'algorithme proposé afin de réduire les divergences des chemins

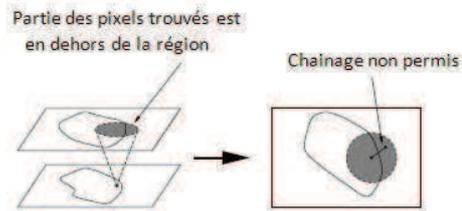


Figure 4.8 — Problème de chainage erroné

pendant la liaison. Lors de la recherche de la relation entre deux pixels, nous testons s'ils appartiennent à la même région à cette échelle. Cela signifie que pendant la recherche de liens, tous ceux qui traversent un contour ne seront pas considérés.

Le domaine de recherche d'un pixel parent est donc modifié. Seule cette région qui est incluse dans le contour du pixel fils est prise en compte dans la fenêtre de recherche.

4.3 Ondelette Log-Gabor

4.3.1 Introduction

Les filtres de Gabor adaptés à différentes orientations et fréquences sont utilisés pour extraire les caractéristiques d'un intérêt particulier. C'est une représentation tensorielle qui permet l'encodage de plusieurs niveaux d'information structure (points, courbes, surfaces) pour chaque point est utilisée pour représenter les caractéristiques extraites par les filtres. Une telle représentation est très efficace lorsqu'il s'agit de scènes bruitées, incomplètes et complexes. L'ondelette Log-Gabor adaptée à des orientations différentes et de fréquences sont utilisées pour extraire les caractéristiques d'un intérêt particulier dans différentes directions. Elle constitue également un remède aux inconvénients présents dans les filtres de Gabor et les ondelettes de Gabor. Nous présentons dans cette partie les filtres de Gabor et leurs limites avant de présenter l'ondelette Log-Gabor.

4.3.1.1 Ondelette de Gabor

Le filtre de Gabor est un filtre complexe connu le plus souvent par **un compromis temps-fréquence optimal** [Mar08]

L'expression du filtre de Gabor appliqué à un signal unidimensionnel $g(x)$ est défini dans le domaine temporel par le produit d'une enveloppe gaussienne (une fonction $g(t)$, régulière, lentement variable et bien localisée temporellement c'est-à-dire qui s'annule en dehors d'une certaine zone) par une sinusoïde complexe comme explicité dans la formule 4.2 :

$$g(x) = \frac{1}{\sigma_x 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}\right) \times \exp(j2\pi f_{x_0} x) \quad (4.2)$$

avec :

- σ_x est l'écart type de la gaussienne.
- f_{x_0} est la fréquence centrale du filtre.

Pour un signal bidimensionnel, le filtre de Gabor est défini par une gaussienne bidimensionnelle modulée par une fonction sinusoïdale plane. L'expression du filtre de Gabor 2D est donnée par :

$$g(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \times \exp(j2\pi(f_{x_0} x + f_{y_0} y)) \quad (4.3)$$

Les filtres de Gabor présentent deux majeurs limitations :

- bande passante limitée :

La bande passante maximale d'un filtre de Gabor est limitée approximativement à une octave.

- Sur-représentation des composantes basses-fréquences et sous-représentation des composantes hautes-fréquences

Les filtres de Gabor ne sont pas optimaux si l'on cherche à avoir une information spectrale large avec une localisation spatiale maximale. En effet, il est impossible de construire des fonctions de Gabor avec une bande passante arbitrairement large tout en maintenant une composante continue (moyenne du signal dans le domaine fréquentiel) raisonnablement faible dans le filtre de symétrie paire.

4.3.1.2 Ondelette Log-Gabor

L'ondelette log-Gabor est une ondelette bidimensionnelle définie dans le domaine fréquentiel comme le produit de la fonction mono-dimensionnel Log-Gabor par une fonction gaussienne angulaire. La fonction gaussienne contrôle la sélectivité directionnelle de l'ondelette, tandis que la fonction Log-Gabor s'occupe des fréquences auxquelles le filtre répondra [HAHR09]. Field suggère que les images naturelles sont mieux codées par des filtres qui ont des fonctions de transfert gaussiennes vues depuis une échelle fréquentielle logarithmique fig.4.9. Si l'on choisit une échelle fréquentielle linéaire, la fonction de Log-Gabor a une fonction de transfert de la forme suivante (eq.4.4) :

$$G(w, \phi) = \exp\left(\frac{(\log(w/w_0))^2}{2(\log(k/w_0))}\right) \times \exp\left(\frac{(\phi - \phi_0)^2}{2\sigma_\phi}\right) \quad (4.4)$$

Tel qu'il est défini, le filtre Log-Gabor présente un remède aux inconvénients montrés par le filtre de Gabor simple. D'une part, cette solution permet de capturer une information spectrale large tout en ayant un filtre spatial compact. En effet, ayant une bande passante de trois octaves, le filtre Log-Gabor possède la même largeur spatiale qu'un filtre de Gabor d'une octave.

D'autre part, un autre point en faveur de la fonction de Log-Gabor est qu'elle est cohérente avec des mesures effectuées au sein du système visuel des mammifères qui indiquent que nous avons des réponses de cellules qui sont symétriques, selon une échelle fréquentielle logarithmique. Ce qui montre la capacité des filtres de Log-Gabor à saisir une information spectrale large tout en ayant un filtre spatial compact. Ensuite, il y a deux caractéristiques importantes à noter. Tout d'abord, les fonctions de Log-Gabor, par définition, ne possèdent jamais de composante continue, ensuite, la fonction de transfert de la fonction de Log-Gabor possède une extrémité étendue aux hautes

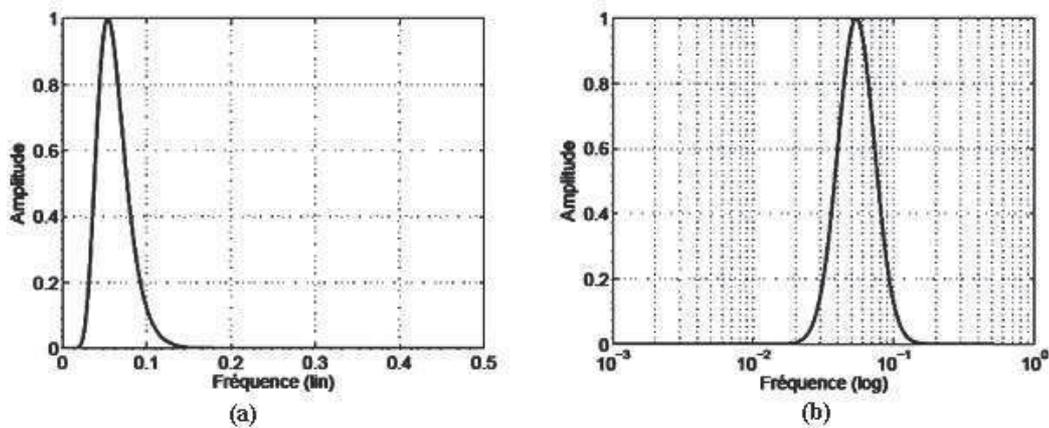


Figure 4.9 — Fonction de transfert de Log-Gabor pour $k = 0.04$ (a) échelle fréquentielle linéaire (b) échelle fréquentielle logarithmique.

fréquences.

Le choix de l'ondelette "Log-Gabor" est justifié par la sélectivité directionnelle maximale qu'elle assure.

Algorithme 5 : Transformée en ondelette Log-Gabor [HAHR09]

Données : I : image originale, o : orientation, f : fréquence, s : échelle.

Résultats : $EO(X, Y)$

début

- 1 | Calculer la transformée de Fourier de I
- 2 | **pour** orientation $Y = 1$ à o **faire**
- 3 | Calculer les paramètres du filtre
- 4 | **pour** échelle $X = 1$ à s **faire**
- 5 | Calculer la fréquence du filtre
- 6 | Construire le filtre
- 7 | Calculer le produit de convolution entre I et le filtre
- 8 | $EO(X, Y) =$ Calculer la transformée inverse du produit
- 9 | calculer longueur d'onde du filtre suivant

fin

L'application de la transformée en ondelette log-Gabor sur l'image originale nous donne un ensemble de $o * s$ images qui représentent la variation fréquentielle spatiale dans 'o' direction, pour un nombre d'échelle égale à 's'.

4.4 Système de décision

4.4.1 Introduction

Le but de cette étape est la combinaison des résultats de la segmentation et de la transformée en ondelette Log-Gabor pour la caractérisation des tronçons de routes et ne garder dans le résultat finale que les segments qui seront reconnus comme route.

Le système de décision (figure 4.10) prend en entrée l'image segmentée, l'image originale et les transformées en ondelette Log-Gabor comme sources de décision primaires. Nous nous basons sur le principe de chromaticité issu de la théorie de perception visuelle [Wer38] et un autre principe, que nous proposons dans le cadre de ce travail, et que nous appelons *principe de régularité directionnelle* pour mettre en place les règles de décision. Les décisions obtenues à ce stade seront combinées par le principe de vote.

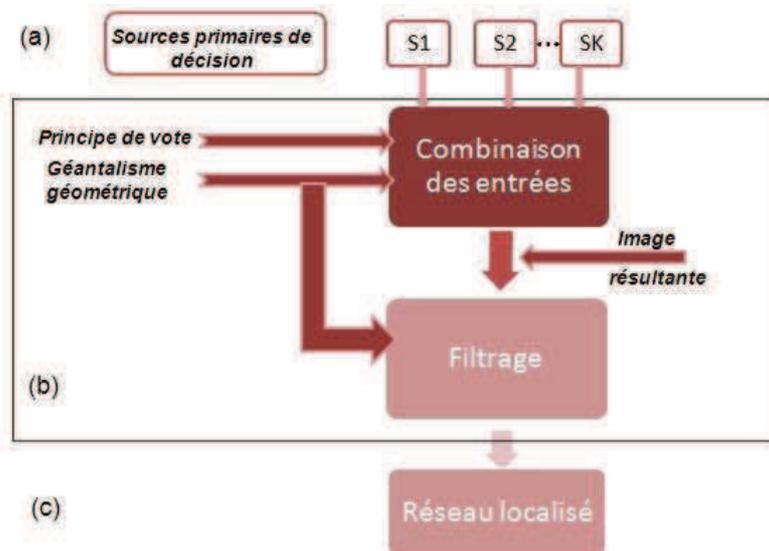


Figure 4.10 — Système de décision : (a) entrées formées par les images obtenues dans les étapes précédentes. (b) Le processus de décision. (c) La sortie : image binaire contenant le réseau ainsi localisé.

Une deuxième étape de filtrage est également utilisée par la suite, afin de réduire les fausses détections de notre système de localisation. Quelques autres principes de

perception visuelle seront employés dans le but d'intégrer des connaissances de structure et de courbure dans la phase de filtrage. Nous utilisons notamment un formalisme logique pour présenter tant les règles de décision que les filtres proposés.

Nous commençons par présenter la théorie de perception visuelle, le principe de vote et le principe de régularité directionnelle. Ensuite, nous présentons le formalisme logique détaillant les phases de combinaison et de filtrage.

4.4.2 Théorie de perception visuelle

On se propose, dans les paragraphes qui suivent de présenter les principaux principes de perception visuelle que nous comptons utiliser dans le système de reconnaissance de rout par la suite. Pour les principes de proximité et de similarité, nous renvoyons le lecteur, à la partie 3.9.1.1.

4.4.2.1 Principe de continuité de direction

Le principe de continuité a pour effet l'unification des courbes régulières détectées dans l'image. Plus précisément, ce sont en fait les objets visuels qui ont donné naissance à ces courbes régulières qui sont rigidifiés. Par exemple, on voit sur la figure 4.11 une courbe régulière comme une seule ligne (partie A). Pourtant, elle pourrait résulter de la superposition spatiale de deux segments de courbes séparés, ou de la juxtaposition de deux bouts de segments de courbe se touchant aux extrémités et parallèles (partie B).

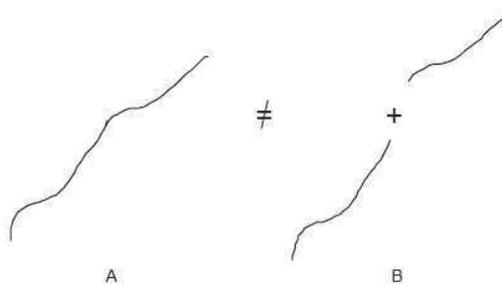


Figure 4.11 — Principe de continuité de direction

4.4.2.2 Principe de constance de largeur

La constance de largeur s'observe lorsque deux courbes sont parallèles, c'est-à-dire lorsque l'on peut faire glisser entre elles une boule tangente aux deux courbes comme sur la figure 4.12.

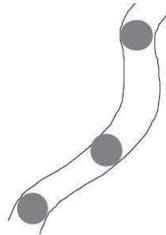


Figure 4.12 — Principe de constance de largeur

L'application de ce principe rigidifie les deux courbes ainsi que la région intérieure qu'elles délimitent.

4.4.2.3 Principe de constance de courbure

Le principe de convexité, ou de constance de courbure, favorise l'interprétation d'une image en objets convexes. Il intervient dans l'unification des objets visuels ainsi que dans l'articulation fond-forme.

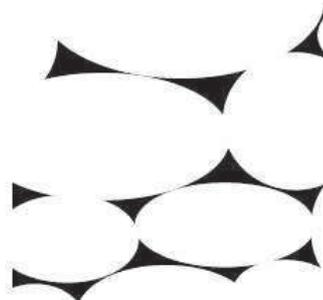


Figure 4.13 — Principe de constance de courbure

Bien que l'image de la figure 4.13 puisse être interprétée comme un ensemble de formes étoilées noires, l'observateur a plutôt l'illusion de formes convexes (ovales) blanches sur fond noir.

4.4.2.4 Principe de régularité directionnelle

La régularité d'un signal peut être estimée par les valeurs des coefficients d'une transformée en ondelette (B.3). De plus une ondelette directionnelle, permet d'étudier la régularité d'un signal dans différentes directions. Nous proposons l'utilisation de cette caractéristique des ondelettes Log-Gabor pour le processus de reconnaissance des routes. Le principe de la régularité directionnelle est donné par la figure 4.14. En fait, la régularité locale au point x qui est un point de contour, peut s'interpréter de deux manières différents :

- Vue dans la direction $D1$, qui favorise la direction du contour, la fonction f est régulière.
- Vue dans la direction $D2$, qui favorise la direction de la perpendiculaire à la tangente en x , la fonction f présente une singularité.

L'exemple montre que l'étude de la régularité dépend fortement de la direction à partir de laquelle nous effectuons l'analyse.

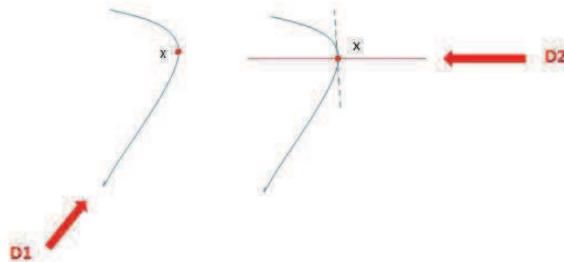


Figure 4.14 — Principe de régularité directionnelle

Désignant par "coefficient de régularité" la moyenne sur les coefficients d'ondelette, en se basant sur cette observation, nous énonçons le principe suivant :

Principe de régularité directionnelle : Étant donné, un segment et ses représentations dans le domaine des ondelettes dans différentes directions, le segment représente réellement un même objet s'il possède un même "coefficient de régularité" dans toutes les directions.

4.4.3 Principe de vote

Le principe de vote a été formalisé par le mathématicien et philosophe Condorcet [Con85], il y a maintenant plus de 200 ans. Depuis, plusieurs méthodes de vote ont été proposées. Dans le cadre de la fusion des données, les méthodes de vote consistent à interpréter chaque sortie d'un classifieur comme un vote pour l'une des classes possibles. La classe ayant un nombre de votes supérieur à un seuil préfixé est retenue comme décision finale. Ces méthodes sont les plus simples à mettre en œuvre.

Afin de bien énoncer le principe de vote, nous présentons un cadre théorique de fusion d'informations. Nous considérons, le problème de la fusion de m sources S_j afin de déterminer une des n classes C_i possibles. Notons $S_j(x) = i$ le fait que la source S_j attribue la classe C_i à l'observation x . A chaque source, nous associons la fonction indicatrice :

$$M_i^j(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_j(x) = i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Ainsi la décision finale sur l'observation x noté $E(x)$ s'écrit :

$$M_k^E(x) = \sum_{j=1}^m M_k^j(x),$$

Il est possible de généraliser le principe de vote majoritaire afin de supprimer le conflit. Au lieu de combiner les réponses des sources par une somme simple comme dans l'équation 4.15, l'idée est d'employer une somme pondérée :

$$M_k^E(x) = \sum_{j=1}^m \alpha_{jk} M_k^j(x),$$

où $\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n \alpha_{jk} = 1$. Les poids α_{jk} représentent la fiabilité d'une source pour une décision donnée, et l'estimation de ces poids peut se faire à partir des taux normalisés

de réussite pour chaque classe et chaque classifieur.

4.4.4 Combinaison des données

4.4.4.1 Principe

Le système de décision utilise l'image originale. L'image segmentée est l'ensemble des images issues de la transformée en ondelette Log-Gabor a obtenues précédemment et les considère comme sources primaires de décision (figure 4.15).

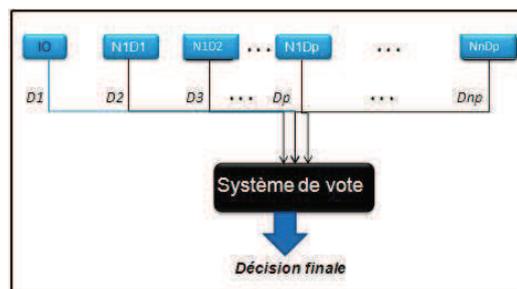


Figure 4.15 — Combinaison des résultats

Le rôle de l'image segmentée, à ce niveau, est de fournir une représentation objet de l'image. Le parcours des différentes sources s'organise donc suivant la liste des segments au lieu de tout l'ensemble des pixels. Cette représentation favorise le traitement qui suit et minimise, entre autre, le temps de calcul. L'image originale servira à exploiter l'information radiométrique. Une moyenne sur les valeurs de niveaux de gris des pixels constituant un segment donné est calculée. Un seuil sur cette moyenne sera déterminé de façon expérimentale. Chaque segment ayant une moyenne radiométrique proche du seuil considéré sera reconnu par la première source comme route. La transformée en ondelette Log-Gabor offre une description de la régularité locale de l'information contenue dans l'image originale à différentes échelles et directions. Un deuxième seuillage sera déterminé expérimentalement. Chaque segment ayant une moyenne de coefficients d'ondelette proche du seuil considéré sera reconnu par ces sources comme route.

4.4.4.2 Modélisation

Nous utilisons le principe de vote à l'unanimité pour combiner toutes ces sources. Le choix de cette méthode est justifié par le principe de chromaticité issu de la théorie de perception visuelle et le principe de régularité directionnelle.

En effet, un segment sera reconnu comme route, implicitement définie un même objet à savoir le réseau routier si :

1. Il est caractérisé par un même niveau de gris égal à celui des routes (principe de chromaticité).
2. Il est caractérisé, dans toutes les directions, par des coefficients de régularité égaux à ceux des routes (principe de régularité).

Nous désignons par $X = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$ l'ensemble des segments obtenus à partir de la première étape de segmentation.

Nous définissons également, deux seuils IS_{NG} et IS_{NnDo} représentant respectivement la limite de la moyenne de radiométrie et celle des coefficients de régularité.

Nous calculons, par la suite, deux moyennes respectivement de radiométrie et de régularité pour chaque segment notées respectivement NG_{xi} , $NnDo_{xi}$. La décision Dj_{xi} prise à partir de la source S_j en faveur du segment X_i est donnée par une fonction de vote appelée fonction indicatrice. Nous distinguons deux fonctions indicatrices qui représentent respectivement la décision prise à partir de l'image originale (contenant l'information radiométrique) et l'ensemble des images issues à partir de la transformée en ondelette Log-Gabor (contrôlant la régularité directionnelle).

$$Dj_{xi} = \begin{cases} 1 & \text{si } NG_{xi} > IS_{NG} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$Dj_{xi} = \begin{cases} 1 & \text{si } NnDo_{xi} > IS_{NnDo} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La combinaison des décisions des différentes sources S_j pour un segment X_i notée D_{xi} , est basée sur la méthode de vote à l'unanimité qui se traduit par l'équation :

$$D_{xi} = \sum_{j=1}^m D_{jxi} = m \quad (4.5)$$

m étant le nombre des sources primaires.

4.4.5 Filtrage : Modèle logique

A ce stade, nous disposons du résultat du système de localisation sous forme de l'ensemble des segments reconnus comme tronçon de route. Cependant, notre système montre naturellement de fausses détections. Afin d'optimiser la précision de notre système, nous proposons une phase de filtrage qui a pour but de distinguer entre les segments isolés, ceux qui appartiennent réellement au réseau routier. Nous nous proposons de construire des filtres basés sur le principe de proximité, le principe de constance de largeur et le principe de continuité directionnelle. Ces principes nous permettent également d'exploiter des informations de forme et de courbure afin de résoudre le conflit. Nous utilisons un modèle logique pour présenter nos filtres.

Soit $X = \{X_1, X_2, \dots, X_k\}$ l'ensemble des segments résultant de la phase de combinaison des données (section précédente). Nous définissons X comme l'ensemble de départ de notre modèle logique.

Chaque segment est maintenant caractérisé par :

- Une courbure notée : C_{X_i} .
- Une longueur notée : LO_{X_i} .
- Une largeur notée : LA_{X_i} .
- une connexité donnant le nombre des segments attachés, notée : NC_{X_i} .

Nous obtenons un ensemble de segments à l'issue de l'étape précédente qui sera noté : S_r , il est égal au départ à l'ensemble vide. Nous fixons, par ailleurs, deux seuils S_{LO} et S_{LA} représentant respectivement le seuil en longueur et en largeur, ainsi les règles modélisant notre système de filtrage :

1. Première Règle R_1 : Elle est basée sur le principe de proximité, elle permet de filtrer les segments qui ont une taille assez réduite pour ne pas représenter un tronçon de route.

$R_1 : \forall(\{X_i\}; \{X_i\} \in X)$ si $(NC_{X_i} = 0)$ et $(LO_{X_i} > S_{LO})$ et $(LA_{X_i} > S_{LA})$ alors $S_r = S_r \cup \{X_i\}$

2. Deuxième Règle R_2 : Elle favorise les principes de continuité directionnelle et de constance de courbure. En fait, un segment isolé peut représenter un tronçon de route à condition qu'il possède une même largeur et une même courbure que d'autres segments dans le voisinage.

$R_2 : \forall(\{X_i\}; \{X_i\} \in X)$ si $(NC_{X_i} = 0)$ et $\exists(\{X_j\}; \{X_j\} \in X)$ vérifiant $(LO_{X_i} = LO_{X_j})$ et $(C_{X_i} = C_{X_j})$ alors $S_r = S_r \cup \{X_i\}$

4.5 Expérimentation et évaluation

Cette partie traite les résultats expérimentaux relatifs à notre approche. Nous commençons par l'illustration des différentes étapes appliquées sur une image satellite à très haute résolution. Nous discutons, au fur et à mesure, le choix des paramètres et des seuils mis en jeu dans le processus de reconnaissance de route. Ensuite, après avoir présenté les mesures utilisées pour évaluer la performance de notre système de localisation, nous présentons et comparons les résultats avec ceux de la méthode présentée par Z.Qiaoping et al. dans [QC04].

4.5.1 Expérimentation

Nous présentons un exemple d'exécution de notre système sur l'image satellite QUICKBIRD couvrant la ville de Strasbourg en 2008 dans la figure 1.5 présentée dans le premier chapitre.

4.5.1.1 Segmentation Multi-échelle

Le but de cette étape est de passer de la représentation pixel vers une représentation objet de l'image qui favorise la manipulation surfacique des routes. C'est une phase



Figure 4.16 — Fenêtre de test

de préparation, mais d'importance majeure puisque le reste du travail est basé sur les résultats obtenus à ce stade. Deux problèmes principaux sont à éviter lors de la segmentation de ce type d'images très dense. Nous les présentons un par un dans les deux sous-paragraphes qui suivent et nous détaillerons, également, les solutions envisagées à chaque étape. Nous illustrons notamment leurs efficacités par le suivi des expérimentations obtenus.

4.5.1.1.a Pré-traitement

La figure 4.17 montre l'histogramme de l'image présentée dans les fig. Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Nous déduisons à partir de cette figure, la concentration du niveau de gris de l'image dans la plage 90 à 170. Ces valeurs réfèrent tous à la couleur grise. Avec la densité du bruit géométrique (bâtiment, ombre, arbre, etc.), la segmentation d'une telle image provoque un problème de sur-segmentation c'est-à-dire que les segments obtenus seront de taille réduites et donc non significatifs.

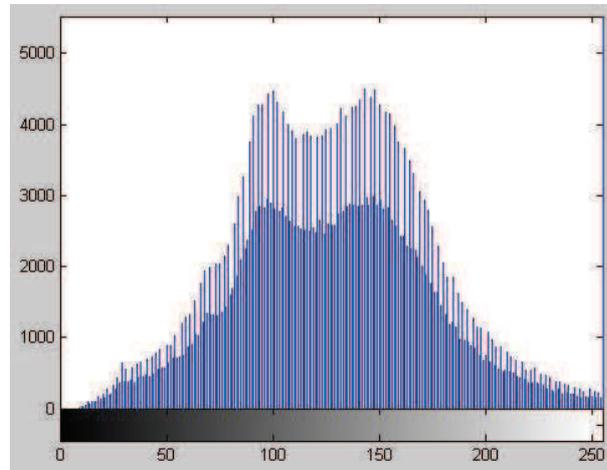


Figure 4.17 — Histogramme de l'image

La solution envisagée à ce problème est l'ajout d'une étape de pré-traitement qui consiste à une étape de classification qui précède la segmentation. En fait, la classification Kmeans effectuée a permis de réduire la complexité de l'image originale en diminuant le nombre de niveau de gris, le résultat vu sur la figure 4.18 est une image binaire sur laquelle le contraste est rehaussé et les bords des routes apparaissent de façon plus claire.



Figure 4.18 — Résultat de la classification

4.5.1.1.b Détection de contour

Afin de décider qu'une région est reconnue par notre système de décision comme route ou non, les objets dégagés à la fin de l'étape de segmentation vont être caractérisés dans ce qui suit par leur coefficients d'ondelette directionnelle, régularité locale du signal.

Cette étude de régularité peut falsifier le résultat dans le cas où un segment est composé de régions non homogènes c'est-à-dire qui représentent une partie de la route avec n'importe quel autre élément (bâtiment, voiture, arbre, ombre, etc.). Une deuxième mesure à prendre en compte lors de cette étape s'avère indispensable afin de garantir de bons résultats.

Nous proposons donc de superviser la segmentation multi-résolution, par une étape de détection de contour (figure 4.19). La mise en place d'une telle solution est assurée par l'ajout d'une contrainte lors du chaînage entre les échelles pour la construction des segments.

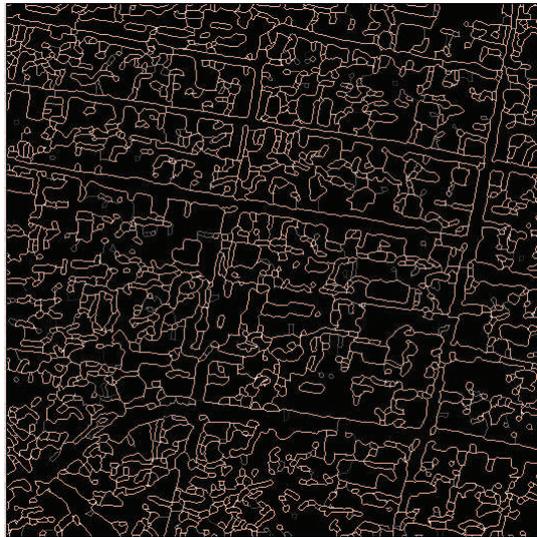


Figure 4.19 — Détection de contour

4.5.1.1.c Résultat final

Les objets identifiés dans la figure 4.20 montrent la pertinence des restrictions suivies dans la démarche de la segmentation. Les segments sont de taille considérable qui garde la forme des routes dans le cas où c'est vraiment un tronçon de route. En plus, ils sont homogènes dans la majorité des cas et on n'a pas de segments où les routes sont bruitées avec d'autres objets.

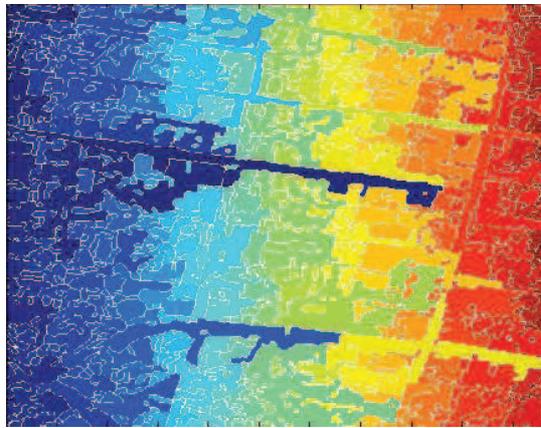


Figure 4.20 — Segmentation multi-échelle contrôlée par la détection de contour

La figure 4.21 montre le résultat final de la segmentation multi-échelle, supervisée par la détection de contour, précédé par une classification de type kmeans.



Figure 4.21 — Résultat final de la segmentation

4.5.1.2 Transformée en ondelette Log-Gabor

La transformée en ondelette Log-Gabor nous permet d'étudier la régularité locale des informations contenues dans l'image dans différentes directions et à travers différentes échelles. Nous voulons utiliser ces informations dans la caractérisation des routes. Pour ce faire, nous donnons une première observation sur les valeurs des coefficients des ondelettes caractérisants les routes en comparaison avec ceux des autres objets présents dans l'image. Nous discutons, par la suite, le choix du paramètre d'échelle et de direction. Ces paramètres jouent un rôle important dans la qualité des résultats, aussi bien que dans la complexité de la méthode de combinaison des sorties.

4.5.1.2.a Première observation

La caractérisation de la route avec les coefficients de l'ondelette directionnelle Log-Gabor est l'idée directrice de ce travail. Une première observation permet de donner une idée sur la valeur de ces coefficients lorsqu'il s'agit réellement de la classe route (figure 4.22) et lorsqu'il s'agit du bruit géométrique (figure 4.23).

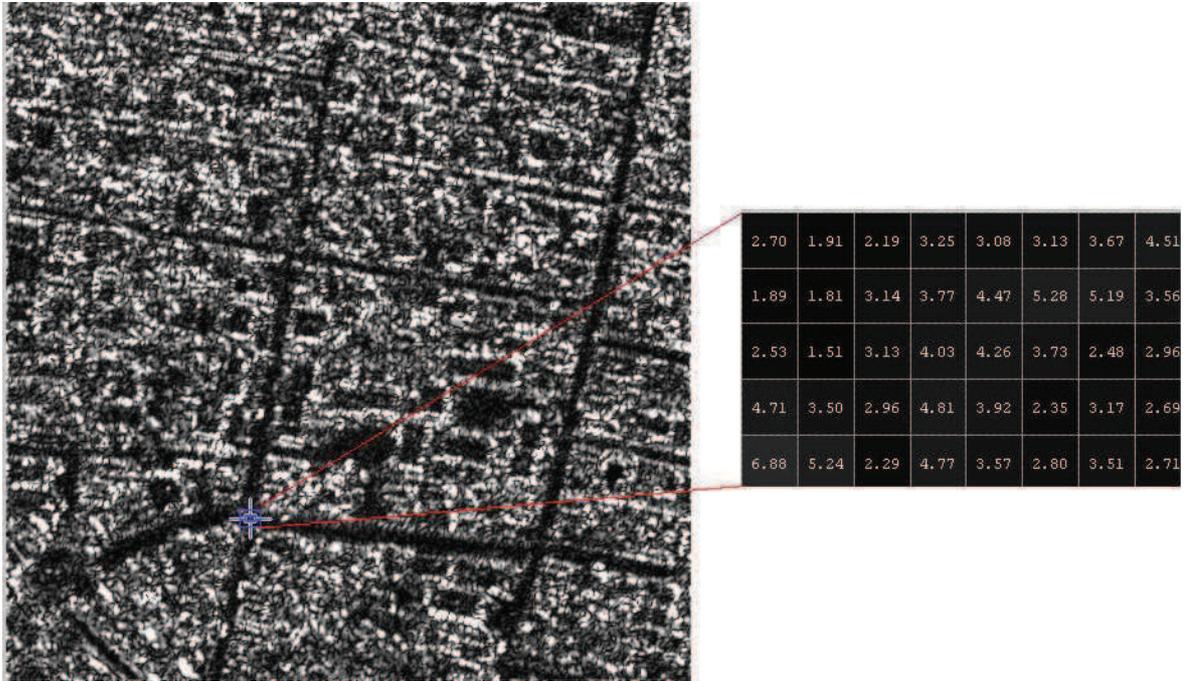


Figure 4.22 — Coefficients ondelette Log-Gabor caractérisant une route : niveau 1

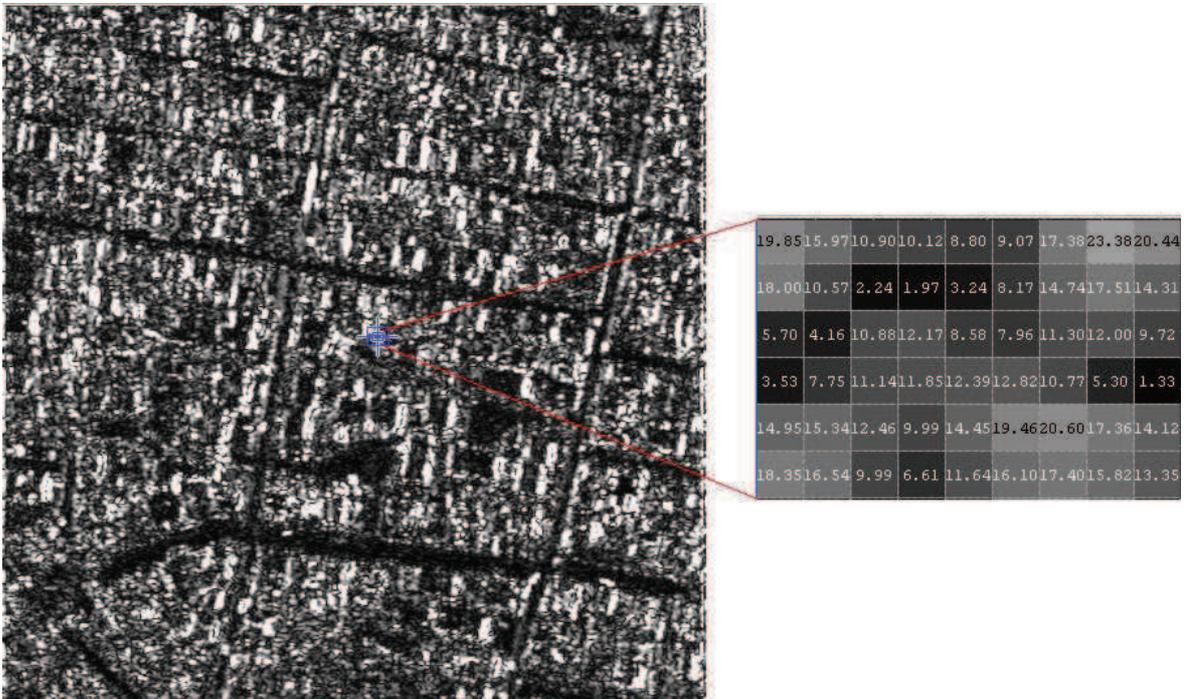


Figure 4.23 — Coefficients ondelette Log-Gabor caractérisant du bruit géométrique

4.5.1.2.b Choix de l'échelle

Nous visons dans ce paragraphe l'étude du paramètre d'échelle, les approximations de l'image 4.16 suivant trois échelles différentes sont données par les figures (4.24, 4.25, 4.26). Nous pouvons remarquer, sur cet exemple, la dégradation de la résolution de l'image à travers les échelles. En effet, plus l'échelle augmente, plus la résolution diminue. Nous obtenons donc des approximations de plus en plus floues.



Figure 4.24 — Transformée ondelette Log-Gabor : niveau 1

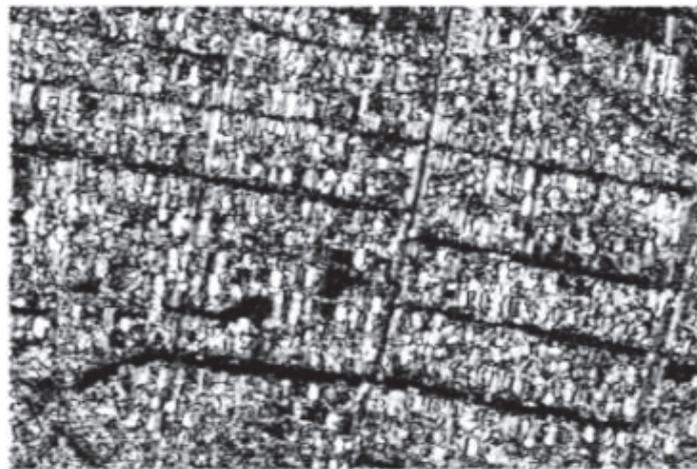


Figure 4.25 — Transformée ondelette Log-Gabor : niveau 2

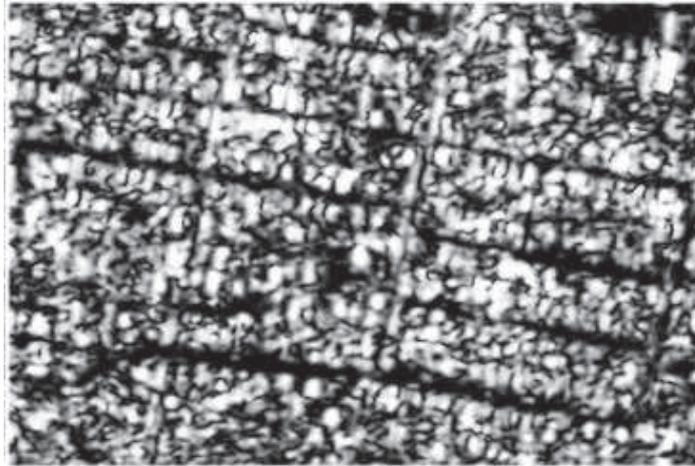


Figure 4.26 — Transformée ondelette Log-Gabor : niveau 3

La largeur des routes varie, ainsi, tout au long de cette représentation. Pour étudier cette variation, nous fixons trois portions de route sur l'image 4.16 (R1, R2, R3), nous calculons leur largeur au pixel sur les quatre images obtenues par transformée en ondelette Log-Gabor à travers quatre échelles. La figure 4.27 montre la diminution de la largeur des routes aux différentes échelles.

Vu que dans notre approche surfacique, nous traitons les routes comme des éléments surfaciques, la largeur est une information très importante qui doit être conservée durant le processus de reconnaissance. Nous nous limitons donc à ce premier échelle qui garde cette information.

4.5.1.3 Système de décision

Le système de décision utilise l'information radiométrique et la régularité directionnelle pour la caractérisation des routes. Nous avons donc besoin des seuils selon lesquels nos décisions seront prises. Nous présentons dans cette partie, les expérimentations qui ont permis de choisir ces seuils. Nous donnons également le résultat de l'application de notre système de localisation sur l'image de test avant et après l'étape de filtrage.

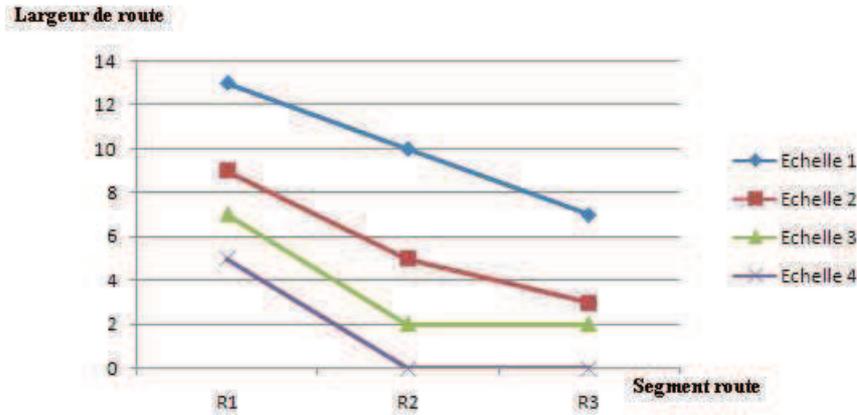


Figure 4.27 — Variation de la largeur des routes à travers les échelles

4.5.1.3.a Seuillage

Seuil sur la régularité directionnelle :

Afin de déterminer le seuil de la régularité directionnelle de la route suivant lequel la décision primaire basée sur ce critère va être prise, nous prenons trois images de caractéristiques différentes et nous appliquons la transformée en ondelette Log-Gabor suivant une échelle et quatre directions. Nous choisissons à chaque fois un pixel de la route, nous notons son coefficient d'ondelette. Nous appelons $I_i O_j$ le pixel de référence pris à partir de la transformée de l'image I_i dans la direction O_j . Cette figure 4.28 illustre les valeurs des coefficients d'ondelette correspondantes. La figure montre

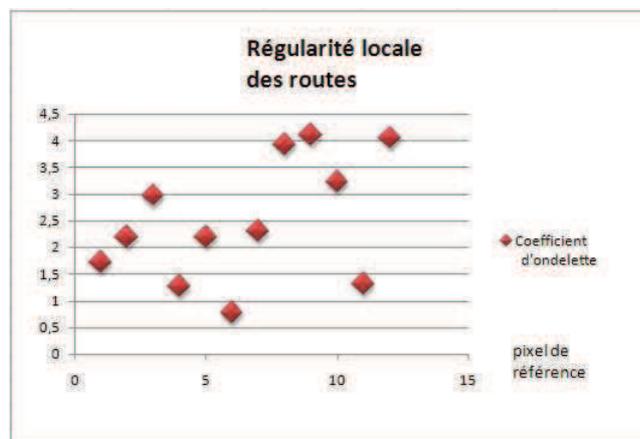


Figure 4.28 — Seuillage sur les coefficients d'ondelette caractérisant les routes

que les coefficients d'ondelettes des pixels routes sont compris entre 0.5 et 4.5. Nous remarquons que ce résultat confirme l'observation introduite dans la partie 4.5.1.2.a.

Seuil sur la radiométrie :

Ce seuillage étant indépendant de la direction, nous choisissons des pixels de référence appartenant à la classe route dans différentes images et nous notons la valeur correspondante à son niveau de gris. La figure 4.29 illustre les valeurs cherchées.

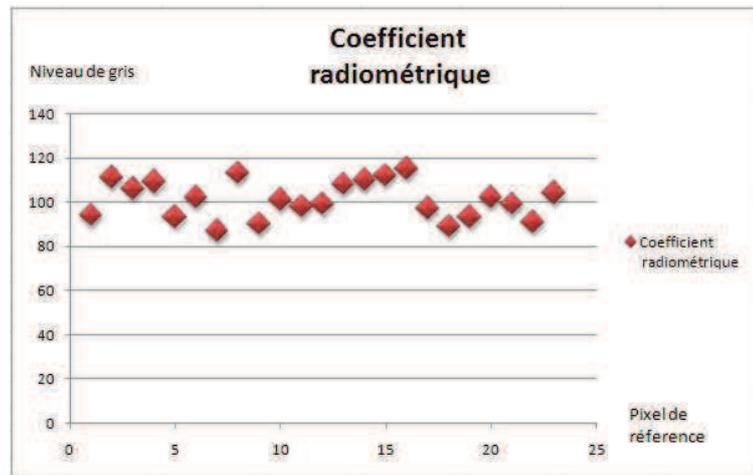


Figure 4.29 — Seuillage sur le niveau de gris caractérisant les routes

4.5.1.4 Filtrage

Le système de combinaison décide de garder les segments que le système juge appartenir à la classe route. La décision est prise en considérant deux informations : la radiométrie et la régularité directionnelle. Cette combinaison a donné des résultats intéressants en terme de couverture, en fait sur la figure (4.22), nous constatons que la totalité des routes ont été localisées. Par contre, nous remarquons un taux considérable de fausses détections.

Afin de minimiser ce taux, nous pensons filtrer les segments isolés. Cependant, le résultat contient des segments isolés mais qui font partie réellement du réseau. Nous proposons donc de profiter des indications de forme et de courbure pour filtrer les segments isolés qui n'appartiennent pas au réseau. Le résultat final de cette expérimentation est donné par la figure 4.31.



Figure 4.30 — Résultat de l'application de notre système avant l'étape de filtrage

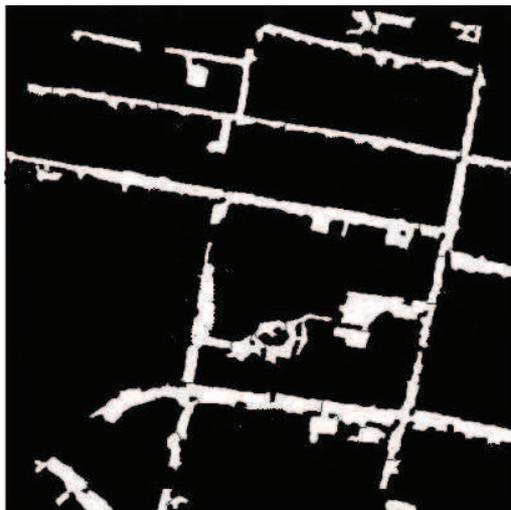


Figure 4.31 — Résultat final

4.5.1.5 Extraction des routes de formes aléatoires

Nous utilisons une deuxième expérimentation pour mettre en valeur un résultat qui nous semble intéressant. En effet, tel qu'il est conçu, notre système de localisation a donné des résultats encourageants en terme de localisation des routes de formes arbitraires. En effet, par opposition aux systèmes classiques de localisation, nous n'avons

pas imposé une contrainte sur la forme des routes, considérée d'habitude comme linéaire. Ce résultat très important est démontré à travers l'analyse de la singularité de l'information dans différentes directions obtenues à partir d'une transformée en ondelettes directionnelles (Log-Gabor), ainsi illustré en appliquant notre algorithme sur la figure 4.32. Le résultat montre bien la capacité de notre système à localiser des formes



Figure 4.32 — I : Image THR contenant des routes de formes aléatoires

curvilignes de courbure intéressante aussi bien que les carrefours.

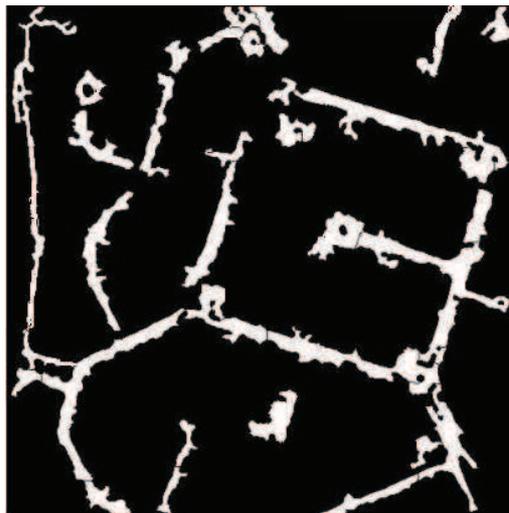


Figure 4.33 — Résultat de l'application de notre système sur l'image I

4.5.2 Comparaison et évaluation

Nous proposons dans cette partie, une étude comparative entre le système de localisation présenté par Qiaoping and al. [QC04] et notre approche. Nous commençons, par une présentation générale de cet algorithme, avant d'étaler les résultats et dresser une comparaison entre les performances expérimentales des deux approches considérées en se basant sur les valeurs de rappel et de précision.

4.5.2.1 Algorithme de comparaison

L'idée de base de l'algorithme développé par Qiaoping et al pour la détection de routes est basée sur une analyse locale dans le domaine des ondelettes. Les auteurs montrent, que les coefficients d'ondelettes des intersections routières ou des jonctions, ont un maximum local dans une fenêtre de taille 7 x 7. Par ailleurs, le long d'une fenêtre de 24 pixels, on peut trouver plus de trois maximums locaux correspondant aux branches de routes liées.

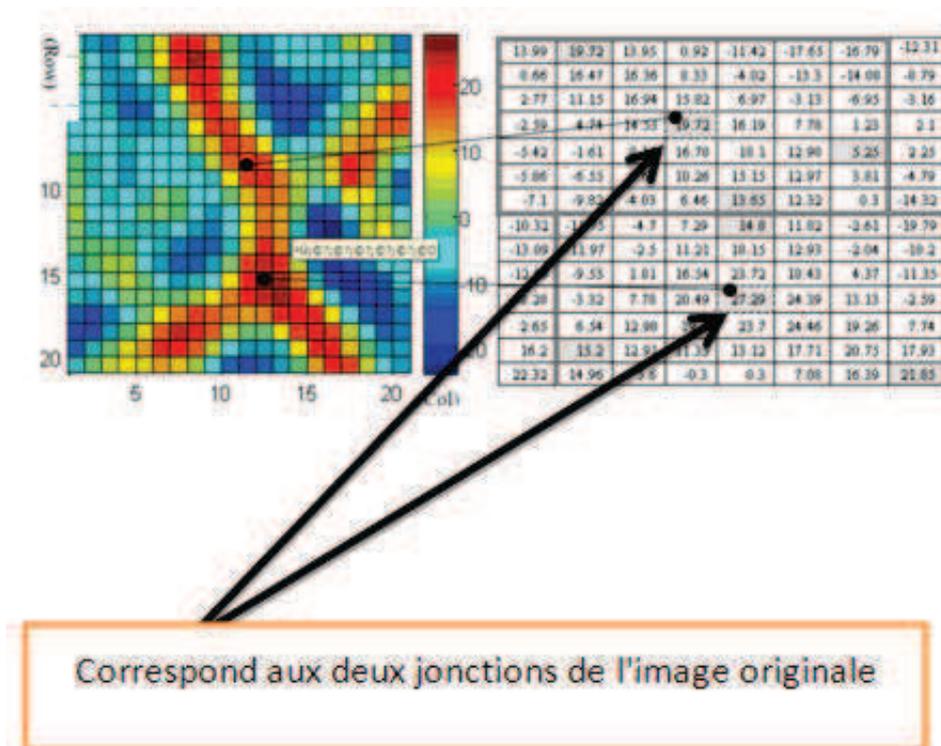


Figure 4.34 — La détection des jonctions des routes.

Cet algorithme permet une très bonne localisation et se résume comme suit :

Algorithme 6 : LOCALISATION DES ROUTES DANS LE DOMAINE DES
ONDELETTES[QC04]

Données : L'image d'origine I

Résultats : Squelette des routes

début

1. Effectuer une transformée en ondelettes.
2. Détecter les jonctions en se basant sur une analyse locale avec une fenêtre 7×7 .
3. Extraction des segments route basée sur la détection des jonctions.
4. Joindre les segments en se basant sur les relations topologiques.
5. Filtrage des segments pour minimiser le bruit.

fin

4.5.2.2 Comparaison

Dans cette partie nous utilisons les deux métriques rappel et précision pour comparer les performances de notre système, noté A1, et celle de l'algorithme proposé dans [QC04], noté A2. Les tests sont effectués sur des images satellitaires à haute résolution.

Rappel :

La figure 4.35 montre que, les valeurs de rappel du système A2 sont importantes (supérieures ou égales à 0.6). La comparaison entre notre algorithme noté A1 et A2 montre, que le système de localisation que nous proposons est considérablement plus efficace dans la majorité des situations, les valeurs de rappel variant entre (0.8 et 1). Ces valeurs atteignant cinq fois sur treize la valeur 1, ce qui traduit une couverture optimale du système.

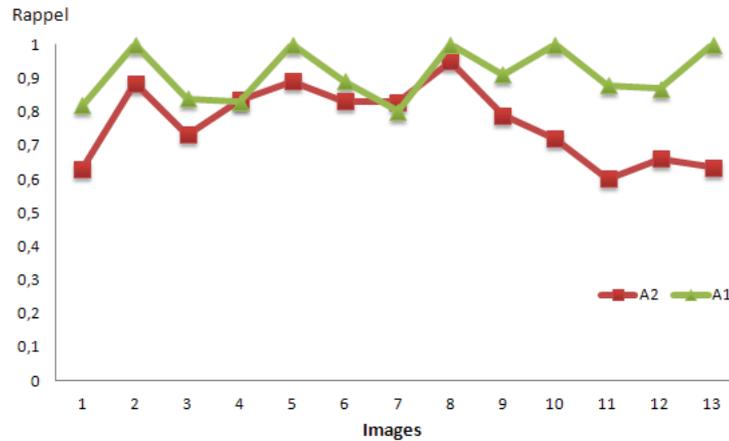


Figure 4.35 — Comparaison entre notre algorithme (A1) et l'algorithme (A2) en terme de rappel

Précision :

Dans la figure 4.36 , nous remarquons que le système A2 a donné de bons résultats. En effet, dans la majorité des cas la valeur de précision est supérieure à 0.6. Nos tests ont donné lieu à des performances plus ou moins instables. En fait, ces valeurs de précision varient entre 1 et 0.6 sur la plupart des images, par contre elles diminuent pour l'image 13 pour atteindre la valeur 0.45. En réexaminant l'image 13, nous remarquons qu'elle contient des routes de largeur très faible s'approchant de la forme linéique.

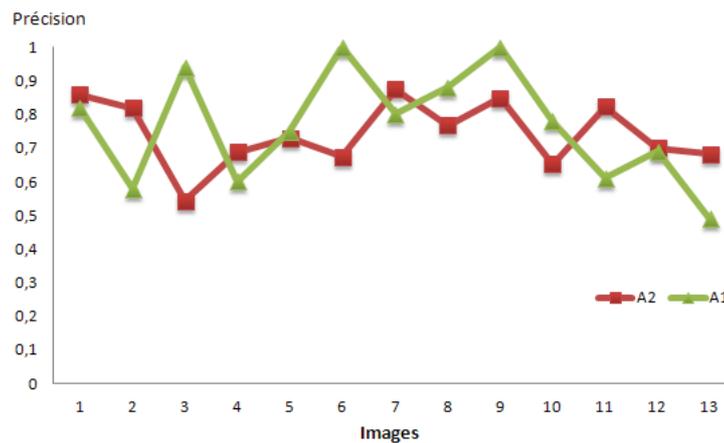


Figure 4.36 — Comparaison entre notre algorithme(A1) et l'algorithme (A2) en terme de précision

Conclusion

Cette approche a été orientée vers l'exploitation du potentiel de la théorie des ondelettes, particulièrement les deux volets multi-résolution et multi-direction, et a été appliquée à un problème de localisation des réseaux routiers dans les images de télédétection.

L'approche proposée, tire profit des différentes caractéristiques des images de télédétection en s'appuyant sur différents modèles théoriques. En effet, une représentation échelle-espace, des approximations multi-résolution et une approche multi-direction, ont été employées dans la conception d'une modélisation très riche. Le processus de reconnaissance des routes est piloté par un système logique de décision bâti sur les principes de gestaltisme géométrique et le principe de vote.

Le second apport de ce travail réside dans l'adaptation de la signification des coefficients d'ondelette dans le but de suivre l'évolution dans les systèmes d'acquisition des images de télédétection. En effet, l'usage de l'étude de la régularité locale assurée par les coefficients d'ondelette, est réservé, dans les systèmes classiques d'extraction des réseaux routiers, à la caractérisation et au rehaussement des structures linéaires.

Cependant, en passant de basses et moyennes résolutions à des résolutions très hautes dans les images satellitaires, les routes passent d'une représentation linéaire à une représentation surfacique. C'est dans ce contexte, que nous avons eu à sonder l'apport d'une approche objet bénéficiant de l'étude de la régularité locale obtenue par une transformée en ondelette directionnelle pour la reconnaissance surfacique des routes. Sur le plan expérimental, une étude comparative avec une méthode récente a permis de valider l'approche en termes de complétude et d'exactitude. Les résultats obtenus sont très encourageants. En outre, la tolérance de notre modèle théorique envers la forme des routes, nous a permis de localiser des portions ayant des trajectoires aléatoires : curviligne et circulaire (les carrefours) ce qui était impossible avec les méthodes classiques qui se limitaient à la recherche des structures linéiques.

Reconstruction des réseaux routiers par des courbes NURBS

Introduction

Dans le cadre de la localisation des routes, il existe plusieurs méthodes donnant naissance aux détecteurs radiométriques, fréquentiels et géométriques. Ces derniers font défaut au niveau de l'exactitude et de la précision des segments localisés (en résultat de fausses alertes). Pour remédier à ce problème en exploitant plusieurs sources d'information, les résultats sont transformés en des points de contrôle qui sont faciles à stocker et à manipuler d'où le gain en complexité et par conséquent en temps de calcul.

Vu que la reconstruction est appliquée sur un ensemble de points, un algorithme d'ajustement s'avère nécessaire. Toutefois, les techniques d'interpolation et d'approximation actuelles ne permettent pas une modélisation correcte des différents objets existants. Ainsi, une nouvelle modélisation avec les fonctions NURBS est employée. Ce nouveau concept défini, appelé NURBSC, se base sur les contraintes géométriques des formes à approximer.

5.1 Les NURBS

La majorité des applications en traitement d'images manipule des courbes et des surfaces. Deux types de modélisation se présentent : la première consiste en la modélisation d'un objet virtuel. En effet, elle est assurée à partir d'un modèleur et en se basant sur une description mathématique ou de manière interactive (les applications CAD).

La deuxième est la modélisation d'un objet existant à partir des données issues de mesures (études statistiques), de capteurs (SIG) ou d'images. En général, ces données ne sont autres que des points de l'espace. L'objet est modélisé, en approximation, par des plans, des sphères ou d'autres modèles mathématiques simples comme les structures linéaires auxquelles nous nous sommes intéressés dans ce travail.

Cette partie dresse un rappel sur les techniques d'ajustement des courbes. Pour ce faire, une revue des principales formes de représentations des courbes est tout d'abord présentée. Puis, un bref aperçu sur les courbes paramétriques (les Béziers, les Béziers rationnelles et les B-splines) est introduit. Une présentation plus détaillée des courbes NURBS termine cette partie.

5.1.1 Représentations des courbes

Il existe deux méthodes principales de représentation des courbes en modélisation géométrique. Ces méthodes sont les équations implicites et les fonctions paramétriques. L'équation implicite d'une courbe située dans le plan xy est de la forme $f(x, y) = 0$. En forme paramétrique, chacune des coordonnées d'un point de la courbe est représentée séparément comme une fonction explicite d'un paramètre indépendant :

$$C(u) = (x(u), y(u)) \quad a \leq u \leq b. \quad (5.1)$$

Par conséquent, $C(u)$ est une fonction vectorielle de la variable indépendante u . Bien que l'intervalle $[a, b]$ soit arbitraire, il est généralement normalisé à $[0, 1]$.

5.1.2 Courbes de Bézier

C'est dans le domaine de la CAO que les courbes de Bézier, courbes polynomiales paramétriques, ont été inventées et plus précisément dans l'industrie automobile. En

effet, elles ont été inventées dans le but de mieux contrôler la conception (CAO) d'automobile dans la compagnie Renault par Pierre Bézier en 1962. L'idée révolutionnaire des courbes de Bézier est l'utilisation de points de contrôle et non de points d'interpolation. Cela veut dire que la courbe ne passe pas par les points donnés, mais les approche.

Pour $n + 1$ points de contrôle (P_0, \dots, P_n) , une courbe de Bézier de degré n est définie par :

$$C(u) = \sum_{i=0}^n B_{i,n}(u)P_i \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (5.2)$$

Où les fonctions de base $B_{i,n}(u)$ sont les polynômes de Bernstein classiques de degré n , définies par :

$$B_{i,n} = \frac{n!}{i!(n-i)!} u^i (1-u)^{(n-i)} \quad (5.3)$$

L'algorithme de Casteljau [PT97] est la manière la plus efficace pour dessiner une courbe de Bézier. En effet, la construction est entièrement géométrique et consiste à tracer la courbe tout en déplaçant le barycentre des points de contrôle.

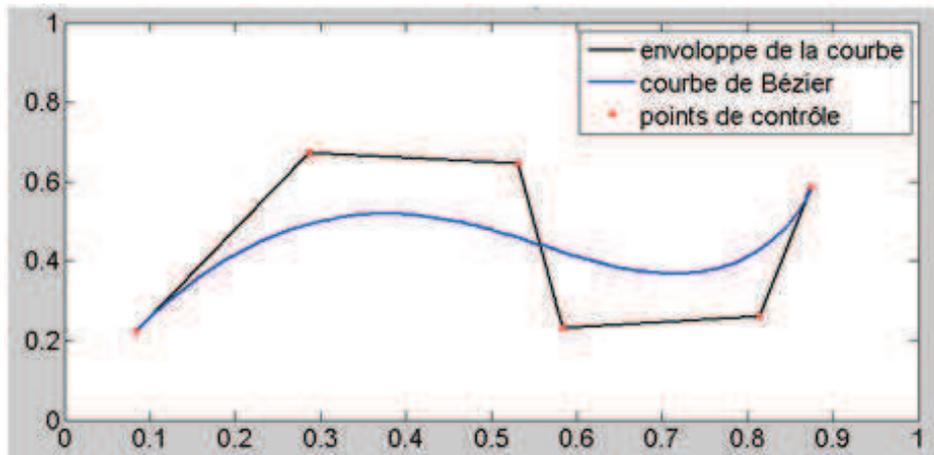


Figure 5.1 — Courbe de Bézier pour 6 points de contrôle

Comme le montre la figure 5.1, la courbe est à l'intérieur de l'enveloppe convexe des points de contrôle (formant le polygone de contrôle). Elle interpole les deux points extrêmes, mais ne passe pas par les autres points qui définissent, cependant, l'allure de

la courbe.

L'inconvénient majeur des courbes de Bézier est la non localité de contrôle. En fait, modifier un point de contrôle modifie toute la courbe et non un voisinage du point considéré.

5.1.3 Les courbes de Bézier rationnelles

Pour décrire très exactement des courbes comme les conique, il faut des degrés de liberté supplémentaires. L'idée est d'ajouter des poids aux points de contrôle (ce sont les w_i). Le dénominateur n'est là que pour normaliser la somme des poids supplémentaires, afin que la courbe soit correctement définie. Une courbe de Bézier rationnelle de degré n est définie par :

$$C(u) = \sum_{i=0}^n R_{i,n}(u)P_i \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (5.4)$$

Où

$$R_{i,n}(u) = \frac{B_{i,n}(u)w_i}{\sum_{j=0}^n B_{j,n}(u)w_j} \quad (5.5)$$

Les P_i sont les points de contrôle, les $B_{i,n}(u)$ sont les fonctions de base et les w_i sont les poids associés aux points à approximer.

5.1.4 Les courbes B-splines

Les courbes constituées d'un seul segment polynomial ou rationnel (comme c'est le cas pour les Béziers et les Béziers rationnels) sont souvent inadéquates et présentent les inconvénients suivants :

- Un degré élevé est nécessaire afin de satisfaire un grand nombre de contraintes. En effet, pour une courbe de Bézier passant par n points donnés, il faut un degré égal à $(n - 1)$. Cependant, les courbes de degré élevé sont numériquement instables.
- La modification d'un point change l'allure générale de la courbe et, par conséquent, le contrôle n'est pas local.

La solution est d'utiliser des courbes polynomiales par morceaux ou rationnelles par morceau. D'où la définition des B-splines qui présentent les avantages des courbes

de Bézier mais sans ses inconvénients. Ainsi, la modification d'un point de contrôle ne doit pas affecter toute la courbe. Une courbe B-spline de degré p est définie par :

$$C(u) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,p}(u) \quad (5.6)$$

Les $\{P_i\}$ sont les points de contrôle, les $\{N_{i,p}(u)\}$ sont les fonctions de base B-splinaires de degré p définies sur le vecteur nodal non uniforme $U = \{a, \dots, a, u_{p+1}, \dots, u_{m-p-1}, b, \dots, b\}$ comprenant $(m + 1)$ noeud. Avec la multiplicité de a égale à celle de b égale à $(p + 1)$. Cette propriété assure l'interpolation des deux points extrêmes. Les fonctions B-splinaires sont définies par récurrence, grâce à l'algorithme de Cox et De Boor [PT97], tel que :

$$N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1 & \text{si } u_i \leq u < u_{i+1} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (5.7)$$

$$N_{i,p}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+p} - u_i} N_{i,p-1}(u) + \frac{u_{i+p+1} - u}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} N_{i+1,p-1}(u) \quad (5.8)$$

Notons que :

- $N_{i,0}$ est une fonction échelon qui est différente de zéro uniquement dans l'intervalle $[u_i, u_{i+1}[$.
- Pour $p > 0$, $N_{i,p}$ est une combinaison linéaire de deux fonctions de base de degré $p - 1$.
- Le calcul d'un ensemble de fonctions de base nécessite la spécification d'un vecteur nodal U et un degré p .

Le calcul d'un point sur la courbe B-spline pour une valeur de u donnée implique les étapes suivantes :

1. Déterminer l'intervalle qui contient u .
2. Calculer les fonctions de base non-nulles.
3. Multiplier les valeurs des fonctions de base non nulles par les coordonnées des points correspondants.

5.1.4.1 Propriétés des fonctions de base B-splinaires

Les fonctions de base B-splinaires ont les propriétés suivantes :

- Support local : $N_{i,p}(u) = 0$ si $u \notin [u_i, u_{i+p+1}[$.

- Pour n'importe quel intervalle j , il y a au plus $p + 1$ fonctions parmi les $N_{i,p}$ qui sont non nulles, soit les fonctions : $N_{j-p,p}, \dots, N_{j,p}$.
- Non négativité : $N_{i,p}(u) \geq 0 \forall i,p \text{ et } u$
- Partition de l'unité : $\sum_{j=i-p}^i N_{j,p}(u) = 1$

5.1.4.2 Propriétés des courbes B-splines

Les courbes B-splines ont les propriétés suivantes :

- Si $n = p$ et $U = \{0, \dots, 0, 1, \dots, 1\}$ alors $C(u)$ est une courbe de Bézier.
- $C(u)$ est une courbe polynômiale par morceaux. Étant donné le degré p , le nombre de points de contrôle $n + 1$ et le nombre de noeuds $m + 1$. Ces trois paramètres sont reliés par : $m = n + p + 1$
- Les points aux extrémités sont interpolés.
- Propriété de l'enveloppe convexe : la courbe est contenue dans ses points de contrôle.
- Propriété de modification locale : déplacer P_i change $C(u)$ seulement sur l'intervalle $[u_i, u_{i+p+1}]$.
- Propriété de l'invariance affine.

5.1.5 Les courbes B-splines Rationnelles non uniformes (NURBS)

Les coniques peuvent être représentées à l'aide de fonctions rationnelles. Ainsi, la définition des courbes B-splines est étendue afin d'utiliser des fonctions de base rationnelles. Ces courbes désignées par les NURBS (Non Uniform Rational B-Spline) sont définies comme suit :

$$C(u) = \sum_{i=0}^n R_{i,p}(u)P_i \quad (5.9)$$

Les P_i sont les points de contrôle et les $R_{i,p}$ sont les fonctions de base rationnelles. Ce sont des fonctions rationnelles par morceaux sur $u \in [a, b]$. Elles sont définies comme suit :

$$R_{i,p}(u) = \frac{N_{i,p}(u)w_i}{\sum_{i=0}^n N_{i,p}(u)w_i} \quad (5.10)$$

Où les w_i sont les poids et les $N_{i,p}(u)$ sont les fonctions de base B-splines de degré p définies sur le vecteur nodal non périodique et non uniforme U .

Les dérivées des courbes NURBS sont compliquées à calculer puisqu'elles impliquent la dérivée des fonctions rationnelles. En utilisant la forme homogène, on arrive à simplifier l'expression. En fait, si l'on considère un point de l'espace euclidien $2D$, $P = (x, y)$. On peut écrire P comme $P^w = (wx, wy, w) = (X, Y, W)$ dans un espace tridimensionnel avec $w \neq 0$. P est ainsi obtenu en divisant les coordonnées de P^w par w . Par conséquent, pour un ensemble de points de contrôle $\{P_i\}$ et de poids $\{w_i\}$, on construit les points pondérés : $P_i^w = (w_i x_i, w_i y_i, w_i)$. Ainsi, la courbe NURBS peut s'écrire comme une courbe polynômiale (non-rationnelle) en $3D$:

$$C^w(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) P_i^w \quad (5.11)$$

5.1.5.1 Propriétés des fonctions de base rationnelles

Les fonctions de base rationnelles ont les propriétés suivantes :

- La non négativité : $R_{i,p}(u) \geq 0 \quad \forall i, p \text{ et } u \in [0, 1]$
- Partition de l'unité : $\sum_{i=0}^n R_{i,p}(u) = 1 \quad \forall u \in [0, 1]$

Cette contrainte permet de considérer les points P_i comme des barycentres pondérées par les $R_{i,p}$ et donc $\forall u \in [0, 1]$, la courbe est le lieu géométrique de ces barycentres.

- $R_{0,p}(0) = R_{n,p}(1) = 1$
- Pour $p > 0$, tous les $R_{i,p}(u)$ atteignent un maximum dans l'intervalle $u \in [0, 1]$.
- Support local : $R_{i,p}(u) = 0$ pour $u \notin [u_i, u_{i+p+1}]$, de plus dans un intervalle donné, au plus $p + 1$ fonctions $R_{i,p}$ sont non-nulles.
- A un nœud, $R_{i,p}$ est $p - k$ différentiable continuellement avec k la multiplicité du nœud.
- Si $w_i = 1$ alors $R_{i,p} = N_{i,p} \forall i$. Les $N_{i,p}$ sont donc un cas particulier des $R_{i,p}$. En fait, pour n'importe quel $a \neq 0$, si $w_i = a \quad \forall i$, alors $R_{i,p} = N_{i,p} \quad \forall i$.

5.1.5.2 Propriétés des courbes NURBS

Les propriétés des fonctions de base citées ci-dessus entraînent les caractéristiques géométriques suivantes des courbes NURBS :

- $C(0) = P_0$ et $C(1) = P_n$

- Les courbes NURBS sont invariantes sous une transformation affine (rotation, translation, homothétie).
- Propriété de l’enveloppe convexe : si $u \in [u_i, u_{i+1}[$ alors $C(u)$ est contenue dans l’enveloppe convexe des points de contrôle $P_{i-p} \dots P_i$.
- $C(u)$ est infiniment différentiable à l’intérieur d’un intervalle et $p - k$ fois différentiables à un nœud de multiplicité k .
- Approximation locale : si le point P_i ou le poids w_i sont modifiés, la courbe n’est pas affectée que dans l’intervalle $[u_i, u_{i+p+1}[$.
- Une courbe NURBS définie sur un vecteur nodal sans noeuds intérieurs n’est autre qu’une courbe de Bézier rationnelle.

5.1.5.3 Les paramètres des courbes NURBS

La majorité des logiciels de modélisation 3D tels que 3DReshaper, Maya et Rhinoceros3D emploient les courbes et les surfaces NURBS. Ce choix est justifié par le fait qu’elles présentent de nombreux avantages, dont le plus important est la capacité d’approximer des formes complexes. En fait, un concepteur peut utiliser non seulement la position des points de contrôle, mais aussi la valeur de chaque poids ainsi que les valeurs des composantes du vecteur nodal, pour contrôler la forme de la courbe.

5.1.5.3.a Le paramètre poids w_i

$\#I\#I\backslash\text{GenericWarning}$ (hyperref) Package hyperref Warning: Token not allowed in a PDF string (PDFDocEncoding):removing ‘math shift’
 $\#I\#I\backslash\text{GenericWarning}$ (hyperref) Package hyperref Warning: Token not allowed in a PDF string (PDFDocEncoding):removing ‘subscript’
 $\#I\#I\backslash\text{GenericWarning}$ (hyperref) Package hyperref Warning: Token not allowed in a PDF string (PDFDocEncoding):removing ‘math shift’

Chaque w_i détermine l’influence du point P_i sur la courbe. En fait, l’effet d’augmenter le poids associé à un point tire la courbe vers ce point, alors que lorsque le poids est diminué, la courbe s’éloigne du point. Pour $w_i = 1$, on se retrouve dans le cas des B-splines. Et pour des valeurs différentes de 1, on attribue une plus ou moins grande importance au point de contrôle correspondant :

- $w_i < 1$: donne une courbe moins proche de P_i
- $w_i > 1$: donne une courbe plus proche de P_i
- $w_i = 0$: le point P_i n'a plus d'influence
- $w_i \rightarrow \infty$: la courbe passe par P_i

Cela est montré dans la figure 5.2 où le tracé en bleu est celui de la courbe NURBS avec $w_6 = 2$, et celui en rouge correspond à l'approximation du même ensemble de points, mais en fixant w_6 à 10. En augmentant ce paramètre, la deuxième courbe est plus attirée vers le point P_6 .

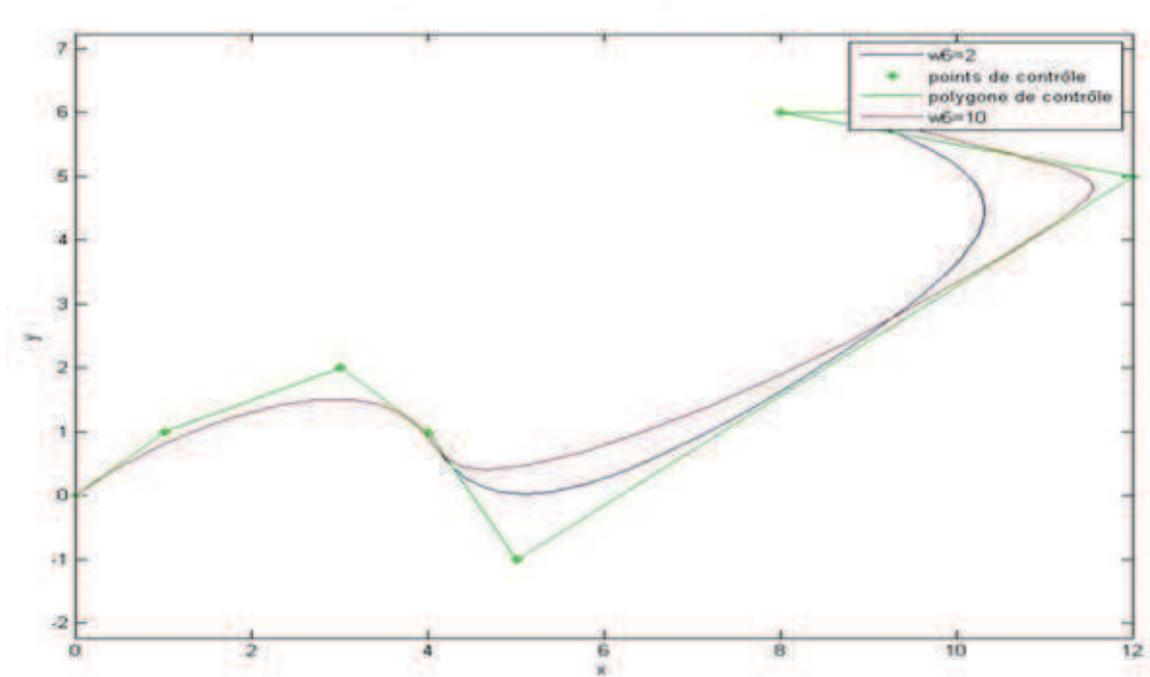


Figure 5.2 — Variation de la courbe en fonction du poids du point P_6

5.1.5.3.b Le paramètre vecteur nodal U

Les vecteurs nodaux peuvent être classés en deux catégories, périodique et non périodique, et pour chaque type, il y a une version uniforme et une version non-uniforme :

- Non périodique, uniforme : $\{0, 0, 0, 0, 1, 2, 3, 4, 4, 4, 4\}$
- Non périodique, non uniforme : $\{0, 0, 0, 0, 1, 2, 2, 3, 4, 5, 5, 5, 5\}$
- Périodique, uniforme : $\{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$
- Périodique, non uniforme : $\{-2, -1, 0, 4, 5, 6, 7\}$

Le vecteur nodal est non-périodique lorsqu'au moins une de ses composantes est de multiplicité supérieur à 1. L'uniformité désigne le fait que les pas entre les nœuds internes soient de même longueur.

Piegl et Tiller [PT97] présentent trois méthodes pour la détermination du vecteur nodal U , qui sont la méthode uniforme, la méthode de courte longueur et la méthode centripète. Ainsi, leur ouvrage [PT97] est un document de référence pour les NURBS.

5.2 Reconstruction automatique d'un réseau routier par des courbes NURBS

Dans la partie précédente, nous avons présenté les courbes NURBS après un aperçu sur les techniques d'ajustement des courbes qui les ont précédées. Toutefois, pour une présentation plus détaillée des NURBS, nous renvoyons le lecteur aux références [PT97] et [Pie91].

Du fait qu'elles présentent de nombreux avantages, tels que la faculté d'approximer des formes complexes, la simplicité de construction et d'implémentation et la faible complexité des algorithmes utilisés, l'emploi des NURBS est largement répandu et aborde différents domaines comme le conception assistée par ordinateur et la biométrie. Ces fonctions d'ajustement permettent la génération de formes lisses et ergonomiques, d'où l'idée de les intégrer dans une approche automatique de modélisation des routes à partir des images satellitaires à haute résolution.

Nous consacrons cette partie à la description de notre approche. En fait, cette dernière est un processus composite formé par deux étapes séquentielles composé chacune par un ensemble de briques élémentaires successives. Nous commençons par une description générale de la méthode proposée, avant de détailler chaque étape à part.

5.2.1 Description générale

La méthode proposée peut être vue comme la composition de deux étapes : la première s'intéresse à l'extraction et la classification des données. Quant à la deuxième, appelée NURBS avec Contraintes (NURBSC), elle prend en charge l'estimation des paramètres pour la modélisation par des courbes NURBS du réseau détecté. La figure 5.3 illustre cette composition.

Ayant en entrée une image binaire représentant le réseau localisé, l'algorithme général débute avec le premier bloc qui prend en charge l'analyse de l'information existante en décomposant le réseau présenté en régions, puis en traitant chaque région à part. Ce traitement se décompose principalement en trois procédures qui sont la détection des bords, la squelettisation et l'extraction des points d'intérêts [NHJW11]. Le deuxième bloc se charge de la construction des courbes d'approximation NURBS modélisant le réseau routier.

Nous rappelons que, pour construire une courbe NURBS de degré p , il faut disposer

d'un ensemble de points de contrôle à approximer. Chaque point est repéré par ses coordonnées dans le plan ainsi que par son poids. Dans la plupart des cas, cet ensemble est, ou bien, fourni par un SIG [Dau09], ou bien déterminé par l'utilisateur (les applications de CAO). Le principe étant d'approximer le nuage des points en sa totalité. Certains problèmes apparaissent, notamment la détection et la gestion des intersections et des superpositions des courbes [LDF09], [Gui04].

Notre idée, pour la phase de modélisation, se base sur trois principaux concepts. Le premier est la sélection des points de contrôle. Le deuxième consiste en l'approximation par région. Le dernier n'est autre que l'approximation totale. Ces principes sont détaillés dans les parties suivantes.

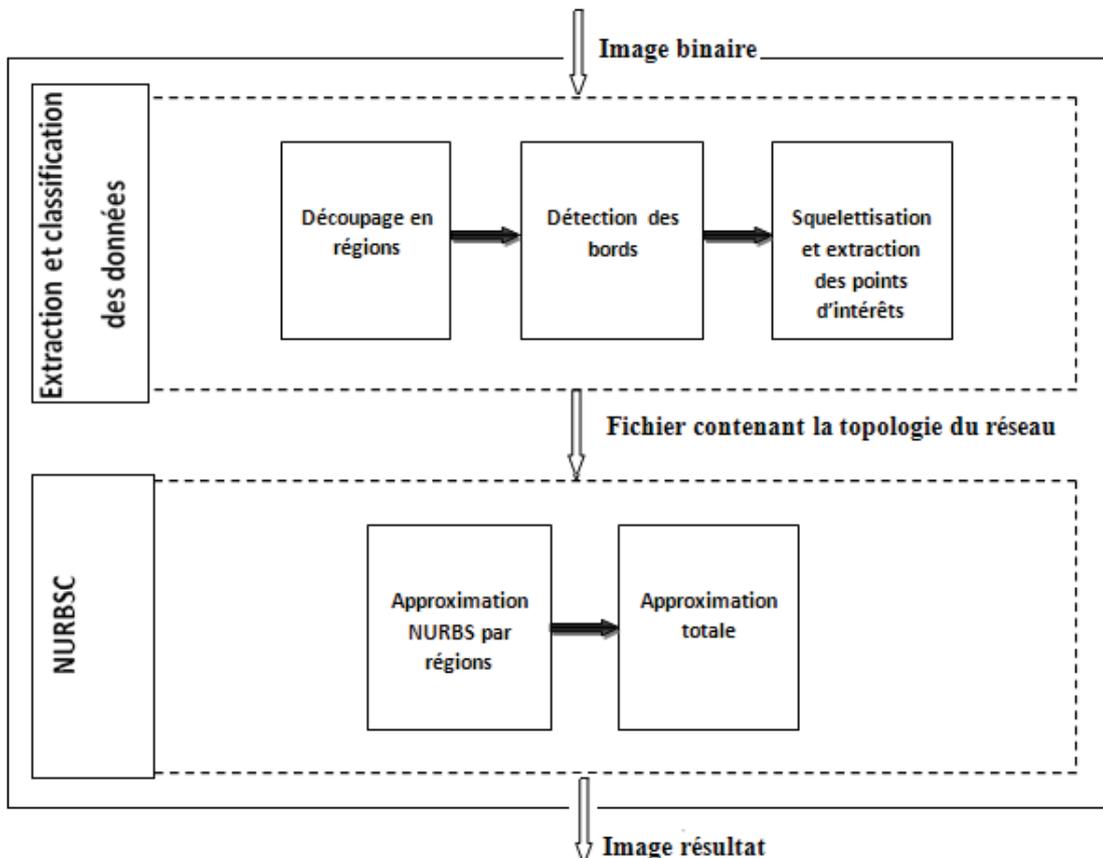


Figure 5.3 — Synoptique de l'approche proposée

5.2.2 Étape 1 : Extraction et classification des données

En considérant une image binaire qui représente le réseau routier extrait de l'image originale, le but de cette étape est de déterminer les points de contrôle, qui seront passés au deuxième bloc pour générer les courbes modélisant ce réseau (figure 5.3).

5.2.2.1 Découpage en régions

Cette procédure consiste à diviser l'image binaire obtenue en des régions ou des composantes connexes. En effet, un algorithme de recherche de composantes connexes a pour cible d'identifier les objets présents dans l'image. Une étiquette est ainsi assignée à chaque objet (figure 5.4). Un algorithme de connexité suit les étapes ci-dessous :

1. Labellisation initiale (assignation d'un label à chaque pixel en considérant son voisinage).
2. Mémorisation des équivalences (utilisation d'une matrice d'équivalences).
3. Résolution des équivalences : modification des labels initiaux par le label de leur classe d'équivalence.

Une présentation plus détaillée est proposée dans [HS92].

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	2	2	2
0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	2
0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	2	2	2
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figure 5.4 — (a) Matrice initiale; (b) Matrice étiquetée

5.2.2.2 Détection des bords

La détection des bords consiste à ne garder que les pixels appartenant au contour de la région considérée (figure 5.5). En effet, un pixel est classifié comme un élément du

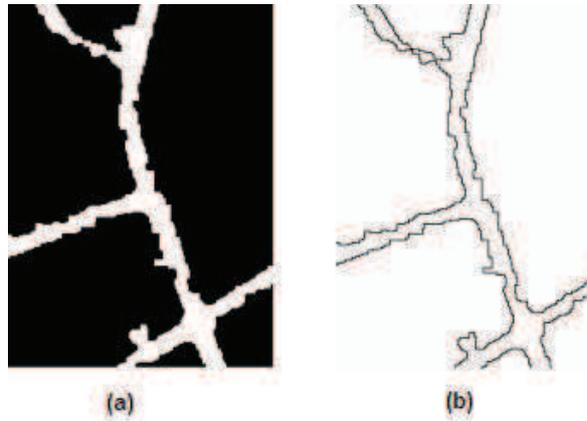


Figure 5.5 — Détection des bords

bord d'un objet s'il a au maximum deux pixels de valeurs égales à 1 parmi ses 8 voisins.

5.2.2.3 Squelettisation

5.2.2.3.a Extraction des squelettes

La squelettisation consiste, par définition, à réduire la forme en un ensemble de courbes, appelées 'squelettes' (figure 5.6), tout en respectant la topologie de la forme considérée. Cette représentation doit remplir trois conditions :

- Elle doit être aussi fine que possible (1 pixel d'épaisseur).
- Elle doit respecter la connexité.
- Elle doit être centrée dans la forme qu'elle représente.



Figure 5.6 — (a) : forme considérée; (b) : squelette correspondant

Il existe plusieurs algorithmes de squelettisation. L'une des manières d'obtenir le squelette est de calculer l'axe médian de la forme comme l'ensemble des centres des disques maximaux de cette forme [NGC92]. D'autres méthodes procèdent par affinages suc-

cessifs. En effet, la forme est réduite de manière itérative, en maintenant valides les propriétés topologiques. L'un des algorithmes exploitant cette méthode est celui de Hilditch [LLS92]. En effet, son principe est aussi simple : le voisinage d'un pixel P est défini comme présenté dans la figure 5.7.

X_8	X_1	X_2
X_7	P	X_3
X_6	X_5	X_4

Figure 5.7 — Voisinage de P

Soient :

- $A(P)$: le nombre de transitions 0 vers 1 dans la séquence X_1, \dots, X_8 .
- $B(P)$: le nombre de pixels noirs dans le voisinage de P (P étant exclu).

$$B(P) = \sum_{i=1}^8 X_i; \text{ avec } \begin{cases} X_i = 1 & \text{si le pixel est noir} \\ X_i = 0 & \text{si le pixel est blanc} \end{cases} \quad (5.12)$$

L'image est parcourue de multiples fois, et un pixel noir est marqué comme effaçable s'il respecte les quatre conditions suivantes :

Condition 1 : $2 \leq B(P) \leq 6$

Condition 2 : $A(P) = 1$

Condition 3 : $(X_1, X_3, X_7 = 0) \vee (A(X_1) \neq 1)$

Condition 4 : $(X_1, X_3, X_5 = 0) \vee (A(X_3) \neq 1)$

En effet, pour la première condition, la première inégalité s'assure que P n'est ni un point isolé, ni une extrémité. La deuxième inégalité s'assure que P est bien un point du contour de la forme. La deuxième condition maintient le critère de connectivité. Quant à la troisième condition, elle s'assure que les lignes verticales de deux pixels de large ne sont pas totalement érodées. La quatrième règle s'assure que les lignes horizontales de deux pixels de large ne sont pas totalement érodées.

Tous les points marqués comme effaçables sont ensuite effacés, et le processus est ré-exécuté sur la nouvelle image, jusqu'à ce que plus aucun point ne soit effaçable.

5.2.2.3.b Détection des points d'intérêt

Après l'extraction de l'axe médian de la région, l'objectif suivant est de détecter les points d'intérêts qui sont les points de jonction, les points extrémités et les points de la courbe (figure 5.8). En effet, ces points sont définis comme suit :

- **Point extrémité** : Un point d'une courbe numérique de largeur égale à 1 pixel est un point extrémité s'il a un seul pixel de même valeur dans la fenêtre de taille 3×3 qui le contient.
- **Point de jonction** : Un point d'une courbe numérique de largeur égale à 1 pixel est un point de jonction s'il a plus de deux pixels de même valeur parmi ses 8 voisins.
- **Point de la courbe** : Un point d'une courbe numérique de largeur égale à 1 pixel est un point de la courbe s'il a exactement deux pixels de même valeur parmi ses 8 voisins (dans la figure 5.8, tous les pixels qui ne sont pas marqués sont des points de la courbe).

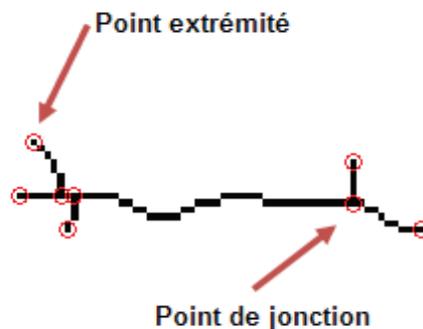


Figure 5.8 — Points d'intérêts

La méthode employée pour l'extraction des points d'intérêt est purement morphologique [Rub04]. En fait, chaque point terminal dans une courbe numérique correspond à l'une des huit configurations générées par la rotation de 45° de l'élément structurant A , comme montré dans la figure 5.9.

Ainsi, l'extraction d'un point terminal à partir du squelette X est obtenue en appliquant l'opération d'érosion entre le complément de chaque élément structurant définissant un point terminal, \bar{A} et ses rotations $\theta_i(\bar{A})$, sur le complément de X , \bar{X} . Puis, nous prenons l'intersection avec X de l'union de tous les résultats.

$$ENDPOINTS(X) = [\bigcup_i \epsilon_{\theta_i(A)}(\bar{X})] \cap X. \quad (5.13)$$



Figure 5.9 — ES (éléments structurants) pour les points terminaux : le A et ses rotations $(\theta_1(A), \theta_2(A), \dots, \theta_7(A))$ dans l'ordre

Pour un point de jonction, il existe deux configurations fondamentales B et C et leurs sept rotations de 45° (figure 5.10). Par conséquent, l'extraction d'un point de jonction à partir du squelette s'obtient par l'application de l'opérateur d'érosion entre chaque élément structurant (B , C et leurs rotations $\theta_i(B)$ et $\theta_i(C)$). Puis, nous prenons l'union des résultats.

$$JUNCTIONPOINTS(X) = [\bigcup_i \epsilon_{\theta_i(B)}(X)] \cup [\bigcup_i \epsilon_{\theta_i(C)}(X)]. \quad (5.14)$$

Tous les points de la courbe sont trivialement obtenus en éliminant les points terminaux

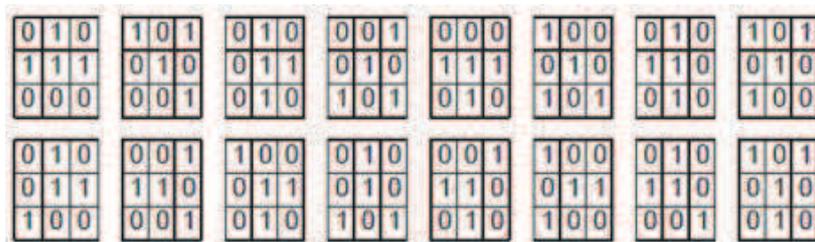


Figure 5.10 — ES pour les points de jonction : B et ses rotations $(\theta_1(B), \theta_2(B), \dots, \theta_7(B))$ dans la rangée supérieure; C et ses rotations $(\theta_1(C), \theta_2(C), \dots, \theta_7(C))$ dans la rangée inférieure

et les points de jonction :

$$CURVEPOINTS(X) = X \setminus (JUNCTIONPOINTS(X) \cup ENDPOINTS(X)) \quad (5.15)$$

5.2.2.3.c Correction des squelettes

Comme présenté dans la partie précédente, les pixels du squelette X sont classifiés en trois ensembles tel que :

$$X = \text{ENDPOINTS}(X) \cup \text{JUNCTIONPOINTS}(X) \cup \text{CURVEPOINTS}(X) \quad (5.16)$$

En considérant ces ensembles, le squelette obtenu peut être assimilé à un graphe en associant les points de la courbe aux arêtes et les points terminaux et ceux de jonction aux nœuds [NHJW11]. Par conséquent, selon les types des deux nœuds extrêmes (un seul nœud pour le cas cyclique), quatre types d'arêtes peuvent exister (figure 5.11) :

- *Arête externe* : les deux nœuds extrêmes sont des points terminaux.
- *Arête interne* : les deux nœuds extrêmes sont des points de jonction.
- *Arête cyclique* : un seul nœud qui est obligatoirement un point de jonction.
- *Branche* : l'une des extrémités est un point de jonction et l'autre est un point terminal.

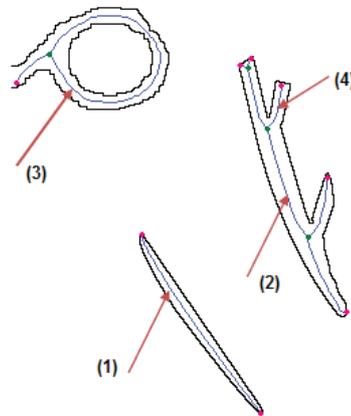


Figure 5.11 — Types des arêtes. (1) arête externe; (2) arête interne; (3) arête cyclique; (4) branche

Nous proposons de générer un fichier contenant la topologie du réseau détecté. En effet, pour chaque région, nous récupérerons le nombre de nœuds ainsi que les différentes arêtes. Une arête n'est autre qu'une courbe discrète 8-connexe. Ainsi, nous la présentons sous la forme du code de Freeman : par un point P_0 , qui est, en fait, le premier point (pixel extrémité), et une suite (α_i) pour i variant de 0 à n avec α_i la direction permettant le passage de P_i à P_{i+1} . Cette direction varie de 0 à 7 selon le schéma de la figure 5.12.

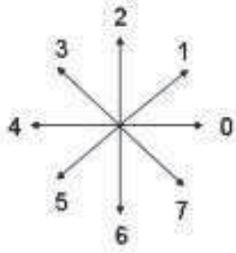


Figure 5.12 — Directions de Freeman

Après la squelettisation, un grand nombre des branches (figure 5.13(b)) peuvent s'avérer non pertinentes. Ces petites arêtes peuvent être nettoyées pour rendre le squelette plus lisible. Dans ce but, nous avons utilisé le critère de taille. Ainsi, tous les arcs du squelette dont la longueur est inférieure à un seuil fixé seront supprimés.

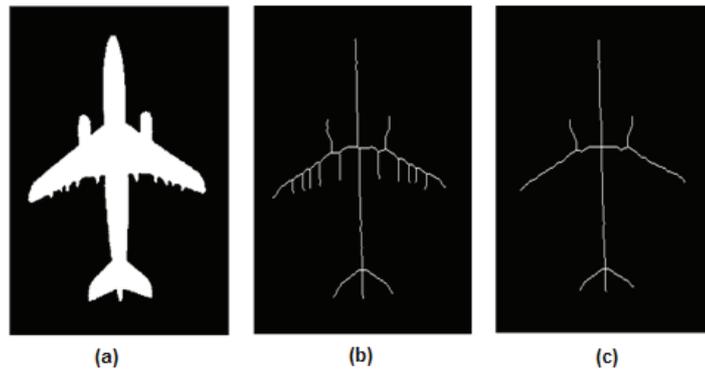


Figure 5.13 — (a) image initiale ; (b) squelette initial ; (c) squelette corrigé

Suite à l'élimination des branches superflues, la structuration des arêtes composants le réseau détecté sera mise à jour et de nouvelles arêtes cycliques peuvent apparaître. Ces dernières sont jugées fausses si leur taille est inférieure à un seuil bien déterminé.

5.2.3 Étape 2 : Les NURBSC

Ce bloc concerne la génération des courbes NURBS modélisant les routes présentes dans l'image originale. Ces outils présentent des avantages tels que :

- La faculté de générer des formes complexes comme les coniques.
- La facilité de contrôler les objets générés puisque ces fonctions présentent plus de degrés de liberté (les points de contrôle, les poids, le vecteur nodal).
- Une meilleure représentation en termes de stockage en mémoire et de quantité des données à manipuler.

Beaucoup de détails ne sont pas bien décrits comme l'estimation des points de contrôle et l'ordonnement de ces points. En fait, une bonne organisation des points permet d'éviter les problèmes d'intersection et de superposition des courbes. Beaucoup de travaux portent sur la détection et la correction des intersections [Dau09], [Gui04].

Dans notre approche, nous proposons une solution pour éviter les fausses intersections des courbes générées. En fait, nous constatons que la subdivision de l'ensemble des points à approximer en des sous-ensembles minimise 'globalement' ce problème. La figure 5.14 illustre ce principe. En effet, la figure 5.14(a) correspond à la NURBS classique qui traite l'ensemble de tous les points de contrôle. Nous remarquons que cette courbe contient des intersections et même des superpositions, et ne donne pas le résultat voulu. Cependant, en appliquant l'approximation par des sous-ensembles (Approximation par régions), nous remarquons que les courbes résultantes ont plus de sens. En fait, la figure 5.14(b) présente deux courbes séparées. La première correspond au premier sous-ensemble et se rapproche de la forme en T. Quant à la deuxième, elle présente une ligne.

Après avoir approximé chaque région, nous nous intéressons à la gestion des continuités entre les différentes courbes obtenues par l'approximation des sous ensembles des points de contrôle. L'objectif de cette étape (approximation totale) est d'obtenir des courbes lisses et continues qui s'approchent au mieux du réseau à modéliser. La figure 5.15 présente une courbe continue déduite des deux courbes séparées construites dans l'étape précédente (figure 5.14(a)).

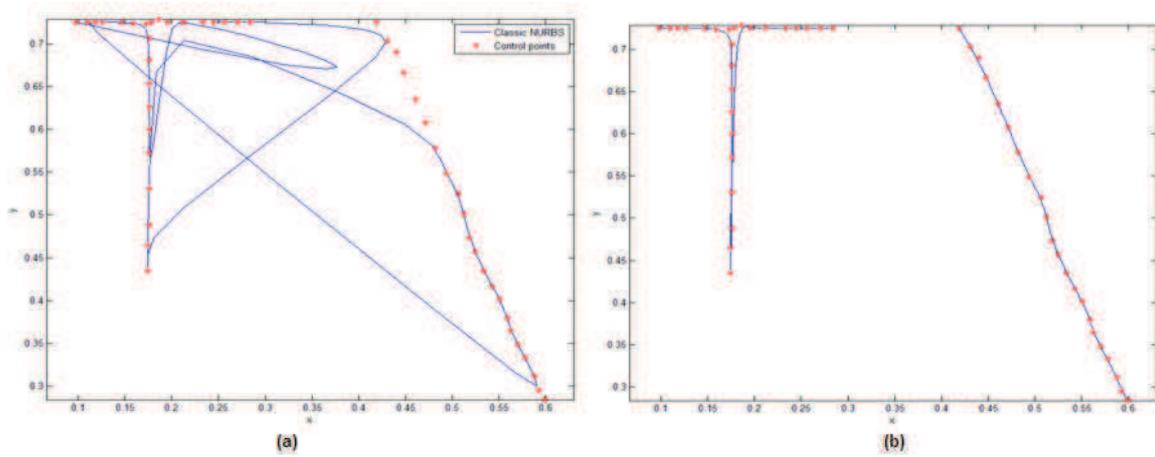


Figure 5.14 — (a) : Approximation NURBS classique ; (b) : Approximation NURBS par régions

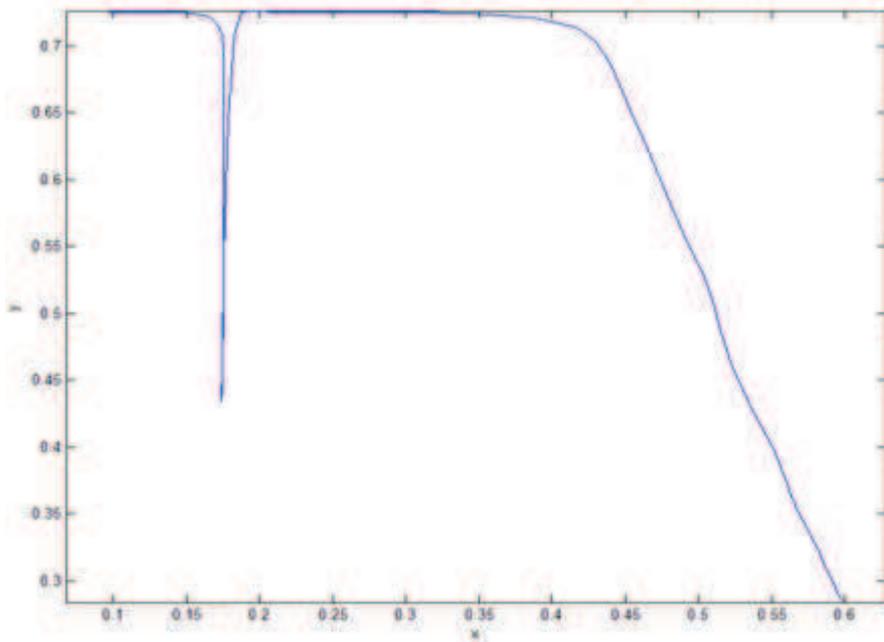


Figure 5.15 — Approximation totale

Soient

- RN le réseau routier de l'image I composé de n régions détectées R_i et de m régions manquantes T_i :

$$RN = \left[\bigcup_{i=1}^n R_i \right] \cup \left[\bigcup_{j=1}^m T_j \right] \quad (5.17)$$

- P l'ensemble des points de contrôle de RN :

$$P = \{P_{R_i}; i = 1 : n\} \cup \{P_{T_j}; j = 1 : m\}$$

Avec :

- P_{R_i} : l'ensemble des points de contrôle estimés pour la région R_i .
- P_{T_j} : l'ensemble des points de contrôle estimés pour la zone non détectée T_j .
- n : le nombre des régions détectées dans RN .
- m : le nombre des zones non détectées dans RN .

La figure 5.16 présente les lieux géométriques des points de contrôle P , du réseau. En fait, les points estimés pour les régions détectées se localisent sur les arcs en noir et ceux estimés pour les zones non détectées se trouvent sur les arcs en blanc.



Figure 5.16 — Lieux géométriques des points de contrôle estimés

Etant donné qu'un réseau routier est obligatoirement connexe, il doit être modélisé par un seul tracé de courbe C_{RN} , qui est, en fait, l'union des courbes approximées à partir des $\{P_{R_i}\}_{i=1:n}$ et des courbes approximées à partir des $\{P_{T_j}\}_{j=1:m}$:

$$C_{RN} = C_R \cup C_T \tag{5.18}$$

$$C_R = \bigcup_{i=1}^n C_{R_i} \tag{5.19}$$

$$C_T = \bigcup_{j=1}^m C_{T_j} \tag{5.20}$$

Comme expliqué précédemment, l'étape de modélisation du réseau se fait en deux procédures. Commençons par effectuer une approximation NURBS des régions détectées (une par une). Puis, une deuxième approximation NURBS des régions manquantes tout en respectant les contraintes géométriques d'un réseau routier d'où l'appellation NURBSC.

Algorithme 7 : APPROXIMATION NURBSC

Données : Image $I = \{S_i\}_{i=1:n}$; S_i est le squelette associé à R_i

Résultats : courbe CRN

début

1		pour chaque S_i faire
2		$C_{R_i} = \text{Approximation Région}(S_i)$.
3		$C_R = \cup C_{R_i}$
4		$C_{RN} = \text{Approximation Totale}(I)$.

fin

Dans les deux parties qui suivent, nous expliquons les procédures d'approximation par régions et d'approximation totale. En fait, nous présentons les principes et les méthodes employées pour l'estimation des points de contrôle.

5.2.3.1 Approximation par régions

Cette partie s'intéresse à l'approximation par des courbes NURBS de chaque région détectée. En fait, à cette étape, chaque région est représentée par son squelette correspondant dont nous avons déjà extrait les points d'intérêts.

Un squelette est composé par une ou plusieurs arêtes. L'ensemble des points de contrôle correspondant est :

$$P_{R_i} = \bigcup_{j=1:k} P_{A_j} \quad (5.21)$$

Avec :

k : Nombre des arêtes du squelette de la région considérée.

P_{A_j} : L'ensemble des points de contrôle de l'arête j défini comme suit :

$$P_{A_j} = \text{ENDPOINTS}(P_{A_j}) \cup \text{JUNCTIONPOINTS}(P_{A_j}) \cup \text{SEP}(P_{A_j}) \quad (5.22)$$

Avec :

$ENDPOINTS(P_{A_j})$ Ensemble des points terminaux de A_j . tel que :

$$card(ENDPOINTS(P_{A_j})) = \begin{cases} 0 & \text{si } A_j \text{ une arête cyclique} \\ 1 & \text{si } A_j \text{ une branche} \\ 2 & \text{si } A_j \text{ une arête externe} \end{cases} \quad (5.23)$$

$JUNCTIONPOINTS(P_{A_j})$ Ensemble des points de jonction de A_j . tel que :

$$card(JUNCTIONPOINTS(P_{A_j})) = \begin{cases} 1 & \text{si } A_j \text{ une branche ou une arête cyclique} \\ 2 & \text{si } A_j \text{ une arête interne} \end{cases} \quad (5.24)$$

$SEP(P_{A_j})$ Ensemble des points estimés, tel que :

$$SEP(P_{A_j}) \subset CURVEPOINTS(P_{A_j}) \quad (5.25)$$

L'ensemble des points estimés est déterminé en ne sélectionnant que les points ayant une courbure plus élevée par rapport aux courbures des points de son voisinage. Le calcul des courbures se fait en appliquant l'algorithme '**Estimation courbure HK2003**' présenté par Hermann et Klette [HK07]. Cet algorithme est purement géométrique et se base sur le changement de l'angle d'inclinaison de la tangente au point étudié.

Pour $i = 1..m$ et $k = 1..m$, posons :

$$\rho = \langle p_1, \dots, p_m \rangle$$

$$p_i = (x_i, y_i)$$

$$f_{i,k} = p_i - p_{i+k} : \text{Le vecteur en avant.}$$

$$b_{i,k} = p_i - p_{i-k} : \text{Le vecteur en arrière.}$$

$$d_2 : \text{La distance euclidienne.}$$

Algorithme 8 : ESTIMATION COURBURE HK2003

Données : courbe ρ

Résultats : les courbures C_i associées aux points p_i de ρ

début

```

1   |   pour chaque point  $p_i$  dans  $\rho$  faire
2   |   |    $k_b$  = longueur du plus long vecteur en arrière commençant par  $p_i$ .
3   |   |    $k_f$  = longueur du plus long vecteur en avant commençant par  $p_i$ .
4   |   |    $l_b = d_2(p_{i-k_b}, p_i); \theta_b = \tan^{-1}(|\frac{x_{i-k_b}-x_i}{y_{i-k_b}-y_i}|)$ 
5   |   |    $l_f = d_2(p_{i+k_f}, p_i); \theta_f = \tan^{-1}(|\frac{x_{i+k_f}-x_i}{y_{i+k_f}-y_i}|)$ 
6   |   |    $\theta = \frac{1}{2}\theta_b + \frac{1}{2}\theta_f$ 
7   |   |    $\delta_b = |\theta_b - \theta|; \delta_f = |\theta_f - \theta|$ 
8   |   |    $C_i = \frac{\delta_b}{2l_b} + \frac{\delta_f}{2l_f}$ 
   |   fin

```

Après avoir déterminé l'ensemble des points de contrôle, les poids associés étant fixés à 1 et le degré à 3, la courbe NURBS approximant ce nuage sera générée. L'algorithme général de cette étape est donné ci-dessous.

Algorithme 9 : APPROXIMATION RÉGION

Données : S_i , le squelette associé à R_i

Résultats : courbe C_{R_i}

début

```

1   |   pour chaque arête  $A_j$  dans  $S_i$  faire
2   |   |   Déterminer  $P_{A_j}$ 
3   |   |    $C_{A_j}$  = approximation NURBS ( $P_{A_j}$ , degré=3)
4   |   |    $C_{R_i} = \cup C_{A_j}$ 
   |   fin

```

5.2.3.2 Approximation totale

Le réseau routier résultant de l'étape de localisation présente certaines lacunes comme les fausses détections et la perte d'information. Cette dernière est à l'origine du problème de discontinuité du réseau dégagé et peut être due à :

- La variation de la radiométrie des routes (changement de la nature des surfaces, les ombres, ...).
- Présence d'autres objets (piétons, véhicules, arbres, ponts, ...).

Lors de cette étape, notre but est de remédier à ce problème de discontinuité afin de reconstruire un réseau le plus fidèle possible à celui présent dans l'image originale. Ce dernier doit respecter les hypothèses de connexion suivantes :

- Les points extrémités et les segments isolés sont rares.
- Les segments très courbés sont une minorité.
- Les changements de direction de la route sont susceptibles d'être lents.
- Les routes sont peu susceptibles d'être courtes.

Nous commençons par présenter les différents types de connexion à gérer. Puis, nous présentons la méthode proposée pour l'approximation globale du réseau localisé.

5.2.3.2.a Les types de connexion :

Deux types de relations de connexion peuvent exister, qui sont soit une connexion entre deux points terminaux (figure 5.17(a)) ou bien une connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc (figure 5.17 (b)).

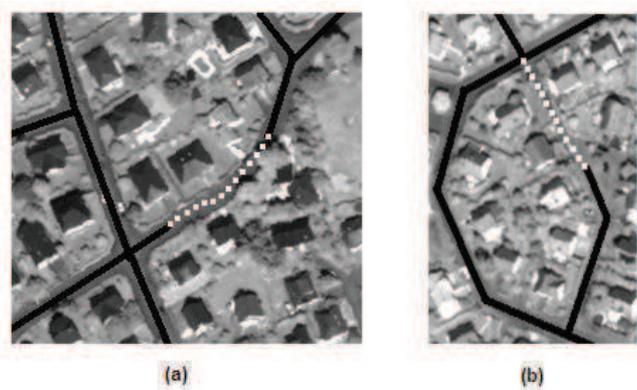


Figure 5.17 — (a) Connexion entre deux points terminaux. (b) Connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc.

Pour le premier type, trois cas sont envisageables selon les directions des deux portions à connecter, qu'elles soient dans la même direction (a), dans deux directions perpendiculaires (b) ou dans deux directions quelconques (c).

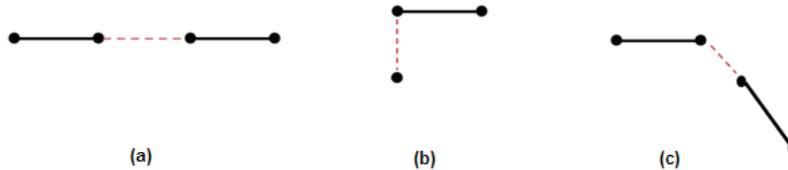


Figure 5.18 — Les cas possibles de connexion entre deux points terminaux.

Pour le deuxième type, deux cas principaux peuvent être dégagés : une connexion entre un point terminal et une courbe ouverte (figure 5.19(a)) ou bien une connexion entre un point terminal et une courbe fermée (figure 5.19(b)).

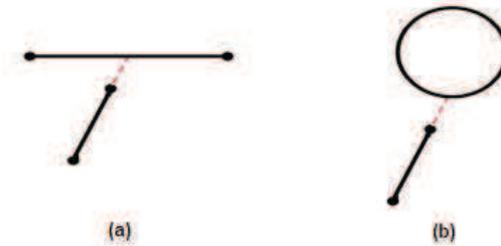


Figure 5.19 — Les cas possibles de connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc.

5.2.3.2.b Méthode proposée :

La méthode proposée se base sur deux principes qui résultent de l'interprétation des hypothèses de connexion d'un réseau routier énoncées précédemment. Ces deux principes sont la proximité et la continuité de courbure :

Principe de proximité :

Le principe de proximité s'applique lorsque la distance entre des objets est faible. Son action consiste alors à unifier les éléments voisins (figure 5.20). La taille du voisinage

d'un objet visuel est tout à fait relative, et dépend non seulement de la taille de l'objet, mais aussi des distances à tous les autres objets visuels construits sur l'image. Etant donnés trois objets visuels A , B et C , A et B sont dits proches ou voisins (sous-entendu par rapport à C) si la distance de A à B est petite comparée aux distances de A à C et de B à C .



Figure 5.20 — Principe de la proximité.

Principe de continuité de courbure : Une courbe peut résulter de la superposition spatiale de deux segments de courbe séparés, ou de la juxtaposition de deux bouts de segments de courbe se touchant aux extrémités et parallèles (figure 5.21).

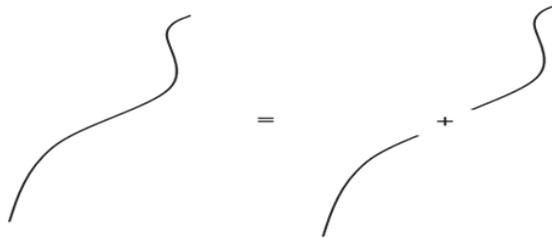


Figure 5.21 — Principe de continuité de courbure.

Soient P_i le point initial, qui est obligatoirement un point terminal, $\{P_c\}$ l'ensemble des points candidats et P_e le point élu. Le but étant de relier P_i à P_e . Pour chaque point P_i , il existe plusieurs chemins qui mènent à d'autres extrémités d'où l'augmentation du conflit. Pour minimiser ce conflit, nous avons eu recours au principe de proximité. En effet, pour chaque point terminal, l'ensemble des points candidats doit figurer dans un voisinage bien déterminé du point initial. Cet ensemble peut contenir des points terminaux et le problème revient donc au premier type de connexion (figure 5.18). Dans le cas contraire, le problème est obligatoirement du second type (figure 5.19).

Pour la gestion de continuité entre deux points terminaux (figure 5.22), la sélection du point élu se fait en se basant sur l'information de courbure (principe de continuité de courbure). En effet, le point élu correspond à celui minimisant l'écart entre la courbure calculée pour le point initial et celle calculée pour les points candidats.

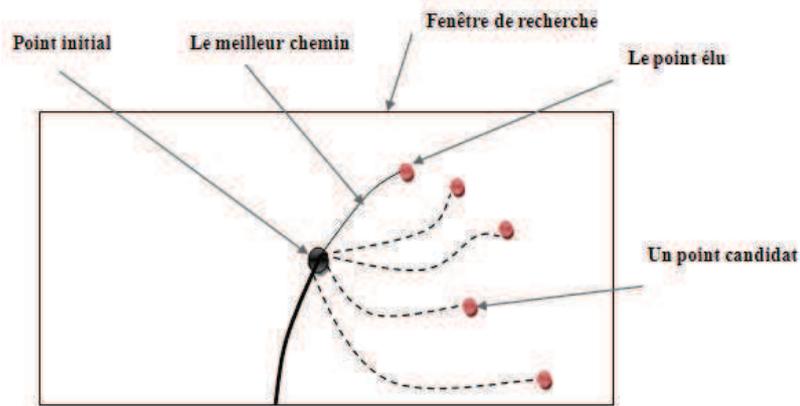


Figure 5.22 — Sélection du point élu (connexion entre deux points terminaux)

Si l'ensemble des points candidats ne contient que des points de la courbe (figure 5.23), le point élu sera posé comme l'intersection entre cette courbe candidate et un segment de droite appartenant à la courbe contenant le point P_i . L'algorithme de la phase d'approximation est décrit ci-dessous.

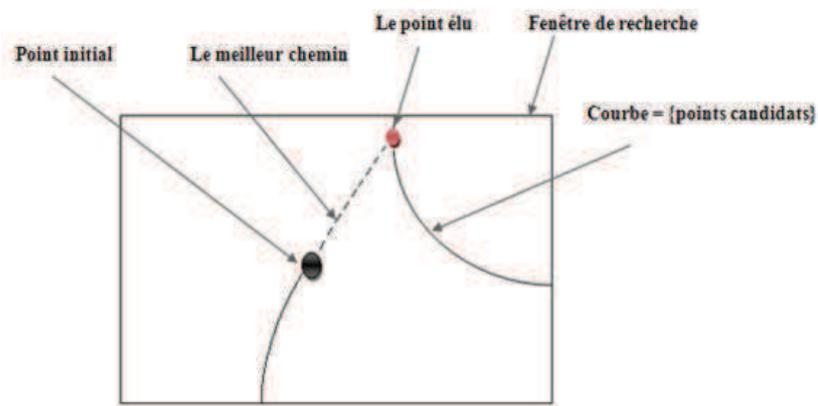


Figure 5.23 — Sélection du point élu (connexion entre un point terminal et l'intersection formée avec un autre arc)

Algorithme 10 : APPROXIMATION TOTALE

Données : image $I \supset C_R$

Résultats : image $I \supset C_{RN}$

début

```

1  pour chaque point terminal  $P_i$  faire
2      Soit  $V_p$  le voisinage de  $P_i$ .
3       $PC = \{P_{ck} = p_{i,j} \in V_p; k = 1, \dots, n; n = \text{nombre de points candidats.}$ 
4       $Pt = \{p_{i,j} \in PC; p_{i,j} \text{ est un point terminal.}$ 
5      si  $\text{card}(Pt) \neq 0$  alors
6          /*1er type de connexion*/
7           $C_i = \text{Estimation Courbure}(P_i)$ .
8          pour chaque  $P_{ck}; k = 1, \dots, n$  faire
9               $C_{ck} = \text{Estimation Courbure}(P_{ck})$ 
10              $\text{Min}_c = \min |C_i - C_{ck}| \Rightarrow P_e = P_k$ .
11         sinon
12             /*2me type de connexion*/
13              $P_e = \text{courbe candidate} \cap \text{un segment de droite appartenant à la}$ 
14              $\text{courbe contenant } P_i$ 
15              $\text{Points de contrôle} = \text{Estimation Points Intermédiaires } (I, P_i, P_e)$ .
16         si  $\text{card}(\text{Points de contrôle}) > 2$  alors
17             Approximation NURBS (Points de contrôle, degré = 3).
18         sinon
19             Approximation NURBS (Points de contrôle, degré = 1).
20     fin

```

Après avoir sélectionné un point élu parmi les points candidats, il est indispensable de définir l'ensemble de points intermédiaires entre les deux extrémités à relier. Dans ce contexte, nous proposons une solution purement géométrique (figure 5.24). L'ordre de raccordement des points est de gauche à droite et de haut en bas.

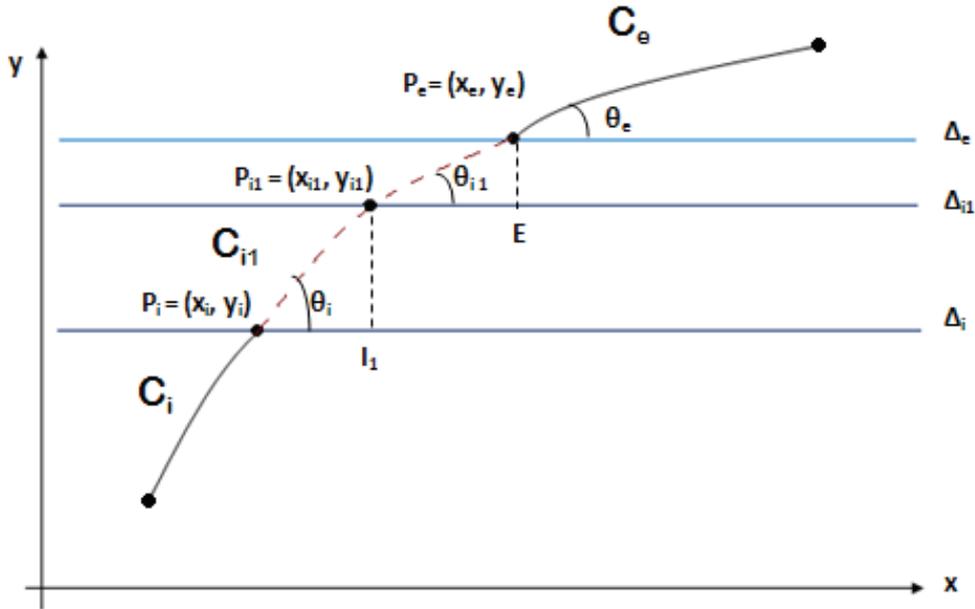


Figure 5.24 — Estimation géométrique d'un point intermédiaire

Soient :

P_i : point initial ou première extrémité.

P_e : point élu ou deuxième extrémité.

P_{i1} : premier point intermédiaire à estimer.

Δ_i : la droite parallèle à l'axe des abscisses et passant par P_i .

Δ_{i1} : la droite parallèle à l'axe des abscisses et passant par P_{i1} .

Δ_e : la droite parallèle à l'axe des abscisses et passant par P_e .

Puisque les changements de direction d'une route sont susceptibles d'être lents, nous rapprochons la courbe $C = C_{i1} \cup C_e$ à une droite. Etant donné que Δ_{i1} et Δ_e sont parallèles, nous obtenons $\theta_{i1} \approx \theta_e$. Les valeurs de ces dernières sont calculées par l'algorithme *Estimation courbure HK2003*, présenté précédemment [HK07]. Notre objectif étant de

déterminer les coordonnées de P_{i1} . Soit le système S composé de deux équations à deux inconnus (x_{i1}, y_{i1}) :

$$S = \begin{cases} A = \tan \theta_i = \frac{y_{i1} - y_i}{x_{i1} - x_i} \\ B = \tan \theta_e = \frac{y_e - y_{i1}}{x_e - x_{i1}} \end{cases} \quad (5.26)$$

En résolvant ce système, nous aurons pour $\theta_i \neq \theta_e$:

$$\begin{cases} x_{i1} = \left| \frac{(y_e - y_i) - (x_e \cdot B - x_i \cdot A)}{A - B} \right| \\ y_{i1} = |(x_{i1} - x_i) \cdot A + y_i| \end{cases} \quad (5.27)$$

La procédure de calcul des coordonnées sera itérée tant que le nouveau point estimé n'a pas dépassé le point élu.

Dans le cas où $\theta_i = \theta_e$, la courbe $C = C_{i1} \cup C_e$ est une droite d'équation $y = ax + b$.

Les coefficients de C sont :

$$\begin{cases} a = \frac{y_i - y_e}{x_i - x_e} \\ b = y_e - x_e a \end{cases} \quad (5.28)$$

Ainsi, nous proposons que le seul point estimé P_{i1} soit le milieu du segment $[P_i P_e]$.

D'où ses coordonnées :

$$\begin{cases} x_{i1} = \frac{x_i + x_e}{2} \\ y_{i1} = ax_{i1} + b \end{cases} \quad (5.29)$$

L'algorithme général est présenté ci-dessous.

Algorithme 11 : ESTIMATION DES POINTS INTERMÉDIAIRES

Données : image I, P_i, P_e
Résultats : E

début

```

1  |   $E = \{P_i, P_e\}$ ; arrêt = faux
2  |  tant que arrêt = faux faire
3  |  |   $A = \tan \theta_i$ 
4  |  |   $B = \tan \theta_e$ 
5  |  |  si  $\theta_i \neq \theta_e$  alors
6  |  |  |   $x_{i1} = \left| \frac{(y_e - y_i) - (x_e \cdot B - x_i \cdot A)}{A - B} \right|$ 
7  |  |  |   $y_{i1} = |(x_{i1} - x_i) \cdot A + y_i|$ 
8  |  |  |  si  $x_{i1} < x_e$  alors
9  |  |  |  |   $E = E \cup P_{i1}$ 
10 |  |  |  |   $P_i = P_{i1}$ 
11 |  |  |  sinon
12 |  |  |  |  Arrêt=vrai
13 |  |  sinon
14 |  |  |   $a = \frac{y_i - y_e}{x_i - x_e}$ 
15 |  |  |   $b = y_e - x_e a$ 
16 |  |  |   $x_{i1} = \frac{x_i + x_e}{2}$ 
17 |  |  |   $y_{i1} = ax_{i1} + b$ 
18 |  |  |  Arrêt=vrai
  |  fin

```

5.3 Expérimentation et évaluation

Cette partie traite des résultats expérimentaux relatifs à notre approche de reconstruction des routes localisées, par des courbes NURBS. Nous commençons par décrire les différentes méthodes d'évaluation d'un réseau extrait. Ensuite, nous illustrons les différentes étapes appliquées sur une image satellitaires à très haute résolution. Enfin, une évaluation des résultats obtenus est présentée.

5.3.1 Méthodes d'évaluation du réseau extrait

Bien que plusieurs efforts aient été déployés afin de développer des algorithmes d'extraction automatique des routes à partir des images satellitaires HR, certains problèmes persistent. En effet, aucune technique n'est parfaite. D'après [WL94] et [WH91], un problème commun aux différentes méthodes développées réside dans le fait que les routes extraites contiennent plus ou moins de bruit, en même temps qu'elles ne sont pas complètes. L'évaluation des performances de ces méthodes peut s'avérer pertinente pour une meilleure compréhension des problèmes constatés. Elle peut contribuer à mieux saisir la dimension qualité pour une extraction du réseau routier urbain. En général, la qualité d'un réseau routier extrait peut être évaluée d'une manière qualitative ou quantitative. L'appréciation qualitative s'effectue généralement par une comparaison visuelle du réseau détecté avec un réseau de référence [WH91]. Elle présente l'inconvénient d'être subjective et non rigoureuse. Quant à l'appréciation quantitative, elle permet de quantifier selon les critères retenus le degré de la qualité d'une détection et par conséquent elle présente moins de subjectivité. Deux approches sont alors utilisées dans la littérature : approche visuelle et approche quantitative (statistique).

5.3.1.1 Approche visuelle

Jusqu'à ce jour, la plupart des travaux rencontrés dans la littérature évaluent les résultats de l'extraction d'une manière visuelle. Si un réseau routier de référence est disponible, on effectue un ajustement visuel entre ce dernier et le réseau extrait. De cette façon, on juge plus ou moins les performances de la détection. Dans le cas contraire où un réseau de référence n'existe pas, l'évaluation se limite au réseau extrait par rapport à l'image de départ pour essayer de sortir des anomalies d'extraction. Naturellement, les limites de la vision humaine affectent négativement l'efficacité de telles évaluations. En outre, le facteur subjectif est très présent. Deux opérateurs qui effectuent la même évaluation ne donneront pas nécessairement les mêmes évaluations. Ajoutons à cela le caractère statique de ce type d'évaluation. Elle ne peut aider efficacement à améliorer les résultats de l'extraction puisque l'on détecte difficilement les erreurs. De plus, nous ne pouvons pas les quantifier.

5.3.1.2 Approche statistique

Cette approche est fondée sur le calcul des erreurs statistiques, ce qui assure une évaluation quantitative. Elle permet de caractériser les résultats produits par un algorithme automatique et aussi d'en donner une mesure de fiabilité. Une référence est nécessaire pour comparer les résultats obtenus et ainsi obtenir des critères quantitatifs d'évaluation. Il est logique qu'une référence extraite de l'image numérique et basée sur une seule interprétation humaine ne soit pas fiable pour une scène à très haute résolution spatiale présentant des artefacts. Une méthode basée sur la saisie vectorielle de la référence par plusieurs interprètes d'images et permettant de réduire la variabilité des interprétations est alors proposée. A partir de la référence moyenne des interprétations, plusieurs critères sont utilisés pour comparer une route extraite automatiquement à la référence : distance de Hausdorff, comparaison entre les longueurs et comparaison entre les surfaces. Dans nos évaluations, nous n'avons pas défini une zone de tolérance le long des routes, représentative de la variabilité d'interprétation entre les différents interprètes d'images, chose faite par d'autres évaluations. Nous pouvons nous référer à [Har99] pour les différents critères quantitatifs de comparaison possibles, qui sont :

True positive (TP) : Quand un point appartient à l'objet à extraire dans l'image de référence, a été détecté dans l'image résultat.

False positive (FP) : Quand un point qui n'appartient pas réellement à l'objet à extraire, a été identifié comme un point de l'objet dans l'image résultat.

False negative (FN) : Quand un point appartient réellement à l'objet à extraire mais qu'il n'a pas été détecté dans l'image résultat.

Avec ces variables, nous pouvons définir les paramètres de l'évaluation quantitative comme suit :

$$\text{Complétude} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{'Completeness' en anglais})$$

$$\text{Exactitude} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (\text{'Correctness' en anglais})$$

$$\text{Qualité} = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (\text{'Quality' en anglais})$$

5.3.2 Expérimentation

Dans cette partie, nous présentons un exemple détaillé sur le traitement de notre algorithme, appliqué sur une image QUICKBIRD(0.5m de résolution) couvrant la ville de Strasbourg datée de 2008.



Figure 5.25 — Image de test (I2)

L'entrée de la première étape, qui s'intéresse à l'extraction et la classification des données, est une image binaire représentant le réseau routier localisé par l'application de la transformée en ondelettes (figure 5.26).



Figure 5.26 — Réseau routier détecté

L'image ci-dessus sera décomposée en trois composantes connexes. Chacune, subira le même traitement qui commence par la squelettisation (figure 5.27), détection des points d'intérêts et la classification des données (en branches et noeuds).

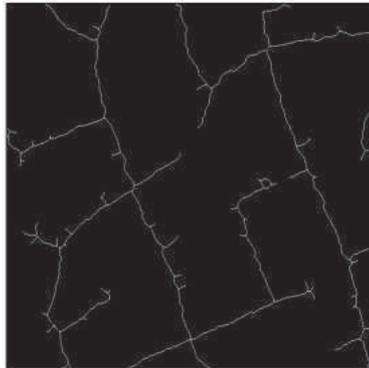


Figure 5.27 — Squelette correspondant à I2

Un fichier contenant la topologie du réseau est généré. Ce dernier comporte le nombre des régions de l'image. Pour chaque région, le nombre et le type des noeuds et des arêtes est récupéré.

La phase de correction des squelettes se décompose en deux procédures. La première tend à éliminer les branches inutiles (figure 5.28(a)). Quant à la deuxième, elle supprime les fausses arêtes cycliques (figure 5.28(b)).

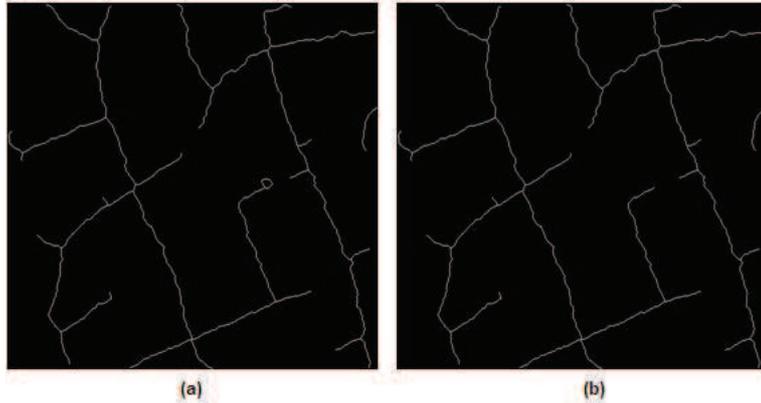


Figure 5.28 — Correction des squelettes

Suite à la phase de correction des squelettes, le fichier précédemment généré sera mis à jour. En fait, le nombre des noeuds est passé de 119 (région 1 = 80 ; région 2 = 35 ; région 3 = 4), pour la première classification, à 42 noeuds (région 1 = 24 ; région 2 = 16 ; région 3 = 2), pour la seconde classification, donc avec un facteur de réduction égal à 2.84.

Passons à la dernière étape de la méthode proposée, qui correspond à l'approximation NURBSC des données déjà dégagées. En fait, comme expliqué dans le chapitre précédent, la reconstruction se fait en deux phases. La première s'occupe de la génération des courbes NURBS modélisant chaque région à part (figure 5.29(a)). La deuxième s'intéresse à la gestion des continuités entre les différentes portions de routes déjà approximées. La figure 5.29(b) illustre cette procédure. En fait, les arcs en rouge sont les courbes générées par l'approximation totale.

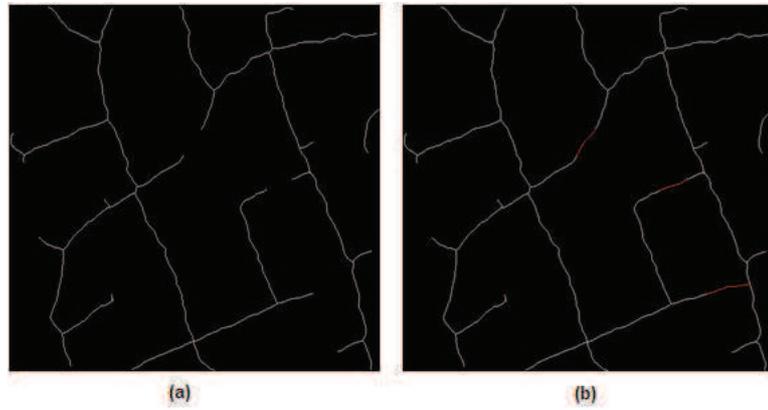


Figure 5.29 — Approximation NURBSC

Ci-dessous, les résultats de quelques images de test :

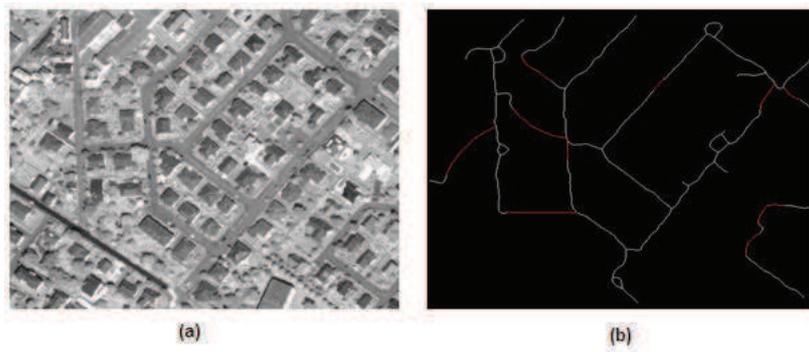


Figure 5.30 — (a) Image initiale I1, (b) Réseau reconstruit

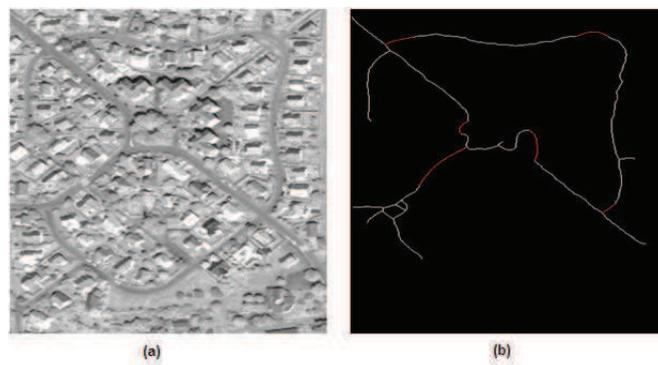


Figure 5.31 — (a) Image initiale I3, (b) Réseau reconstruit.

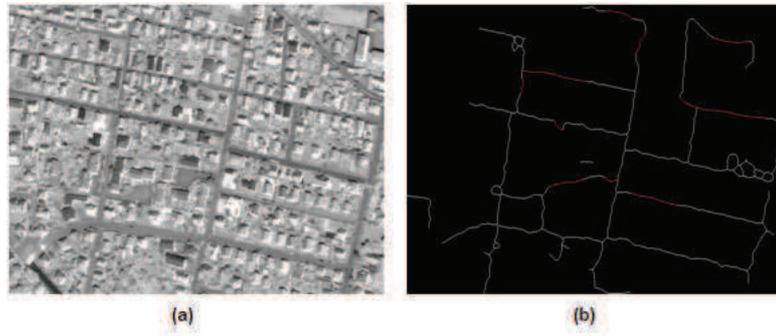


Figure 5.32 — (a) Image initiale I4, (b) Réseau reconstruit.

5.3.3 Evaluation

Un élément important dans un processus d'extraction de routes est la notion de validation. Cette étape est motivée par la nécessité de vérifier les résultats fournis par un algorithme. Il s'agit d'accorder une mesure de fiabilité à une méthode. Ainsi les points forts et les limitations peuvent alors être quantitativement mis en œuvre, et des comparaisons sont ensuite possibles avec d'autres méthodes. Il existe deux manières de valider une méthode d'extraction de réseau routier :

- qualitativement : il s'agit d'une analyse visuelle des résultats.
- quantitativement : à partir de critères de qualités qui fournissent une évaluation chiffrée du résultat.

Le choix de la méthode qualitative et quantitative d'analyse des performances dépend du problème traité. Ainsi, chaque niveau de la chaîne sera évalué, avec une série de critères de qualité adaptés au problème. La vérité terrain de référence est déduite de cartes numériques de la ville de Strasbourg, elle est utilisée pour évaluer les performances de notre algorithme d'extraction de route.

Il serait ainsi nécessaire, en complément de ce travail, de se procurer une vérité terrain précise pour évaluer qualitativement les performances de cette étape de suivie de route.

5.3.3.1 Evaluation quantitative

Etant donné qu'un réseau routier est assimilable à un graphe où les arcs présentent les arêtes et les intersections entre ces derniers sont considérées comme des noeuds, nous proposons de nouveaux critères quantitatifs en changeant la notion de point (ou

pixel) par celle d'un arc. Ainsi, les nouveaux critères sont :

True Positive Arc (TPA) : Quand un arc appartient à l'objet à extraire dans l'image de référence a été détecté dans l'image résultat.

False Positive Arc (FPA) : Quand un arc qui n'appartient pas réellement à l'objet à extraire a été identifié comme un point de l'objet dans l'image résultat.

False Negative Arc (FNA) : Quand un arc appartient réellement à l'objet à extraire, mais il n'a pas été détecté dans l'image résultat.

Avec ces nouvelles définitions des critères quantitatifs, les mesures d'évaluation sont définies ainsi :

$$CA \text{ (Complétude d'extraction des arcs)} = \frac{TPA}{TPA+FNA}$$

$$EA \text{ (Exactitude d'extraction des arcs)} = \frac{TPA}{TPA+FPA}$$

$$QA \text{ (Qualité d'extraction des arcs)} = \frac{TPA}{TPA+FPA+FNA}$$

Tableau 5.1 — Critères quantitatifs

Image	I1	I2	I3	I4	I5	I6
Nombre total d'arcs	32	31	23	42	29	22
TPA	28	25	15	33	25	17
FPA	2	7	7	13	20	13
FNA	4	6	8	9	4	5

Tableau 5.2 — Mesures d'évaluation

Image	I1	I2	I3	I4	I5	I6
CA	0,875	0,807	0,653	0,786	0,863	0,773
EA	0,934	0,782	0,682	0,718	0,556	0,567
QA	0,824	0,658	0,5	0,6	0,511	0,486

Le tableau ci-dessus expose trois métriques qui nous permettent d'avoir une précision sur la performance de notre système de reconstruction. La moyenne de la

complétude, qui n'est autre que le facteur de rappel (nombre d'arcs correctement identifiés/nombre total d'arcs dans le réseau), est de l'ordre de 0.8, ce qui signifie une bonne localisation des routes permettant d'éviter la divergence dans les zones de confusion (des objets de radiométrie très proche de celle des routes) tout en autorisant le franchissement d'obstacles isolés (voitures stationnées, ombres, arbres, etc.).

Par ailleurs, la moyenne du facteur d'exactitude est de 0.7. Elle correspond au pourcentage des pixels de routes extraites et qui appartiennent à un voisinage de routes. C'est-à-dire que peu d'éléments superflus, ne correspondant pas au critère requis, sont détectés et retournés comme réponse du système. Ce qui signifie que notre système peut être considéré comme précis.

Quant à la moyenne du facteur qualité, elle est de l'ordre de 0.6 ce qui implique une qualité acceptable d'extraction.

Tableau 5.3 — Résultats donnés par d'autres techniques

Références	Complétude	Exactitude
Yu et al [YPPC04]	0.60	0.37
Wang and Zhang [WZ03]	0.93	0.35
Ting Peng et al [PJPZ09]	0.88	0.86
Jiuxiang Hu et al [HRF ⁺ 07]	0.85	0.91
LISINI et al [LTTG06]	0.54	0.55
Clode, S et al [CKR04]	0.86	0.69
Clode, S et al [CRK05]	0.87	0.70
Renaud Ruskoné [Rus96]	0.31	0.27
V.Amberg et al [ACMS04]	0.79	0.71

Nous proposons de comparer nos résultats avec d'autres techniques. En fait, le tableau 5.3 présente les valeurs des mesures de complétude et d'exactitude trouvées par ces techniques.

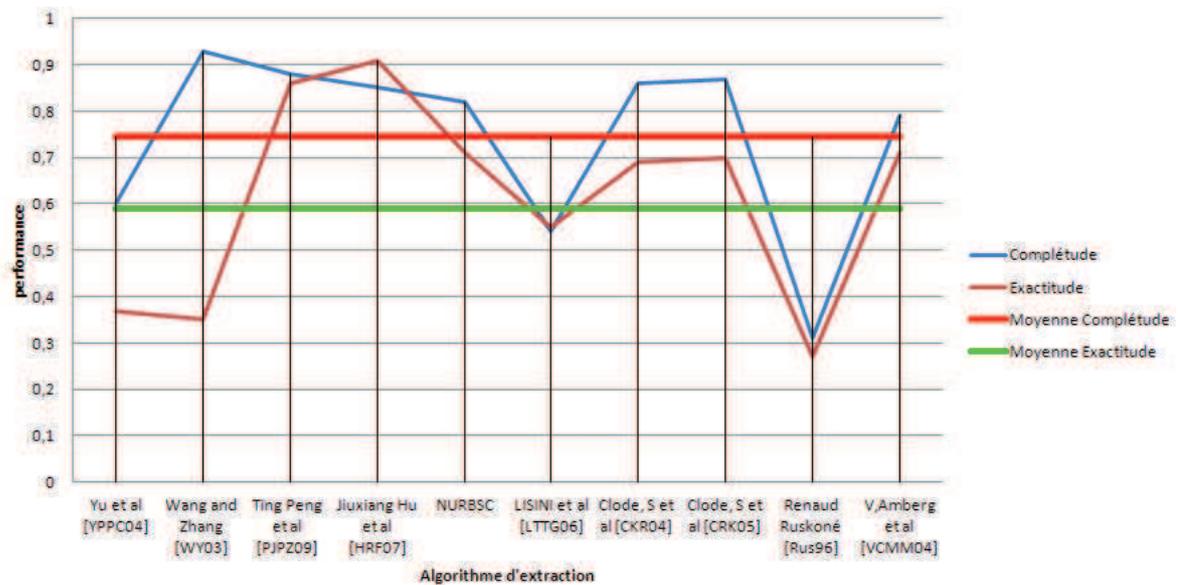


Figure 5.33 — Performance des algorithmes d'extraction de réseaux routier.

La figure 5.33 permet de situer nos résultats par rapport à 9 méthodes existantes de suivi et d'extraction du réseau routier. Nous avons placé les facteurs de complétude et d'exactitude pour chacune des méthodes sur une échelle d'évaluation afin d'illustrer leurs performances relatives. La comparaison des facteurs révèle un classement de la NURBSC parmi les 3 meilleures méthodes offrant les meilleures performances. On note aussi un faible écart entre les deux facteurs de complétude et d'exactitude en faveur des NURBSC (0,1) qui renforce sa consistance. En effet, si quelques méthodes existantes se distinguent par un facteur plus élevé de complétude ([WZ03] et [CRK05]), elles perdent en exactitude de manière significative (écart qui dépasse 0,5).

5.3.3.2 Evaluation qualitative

5.3.3.2.a Vérité de terrain

La vérité de terrain est une représentation du résultat correct de l'algorithme de reconnaissance des formes idéal (c'est à dire le résultat de l'algorithme qui, s'il existait, mettrait un terme au problème de la RdF). Puisque la vérité de terrain constitue

la base de toutes les comparaisons avec le résultat d'un algorithme de RdF à évaluer, chaque fenêtre de l'image correspondant à une scène doit être accompagnée par sa vérité de terrain. Nous avons été amenés à extraire la vérité de terrain de la scène étudiée à travers une carte numérique de la ville de Strasbourg. Afin de faire correspondre l'image haute résolution et la carte numérique nous avons utilisés un algorithme de recalage pour disposer d'un même référentiel géométrique. Nous avons découpés des fenêtres de taille 1000x1000 pour tester la performance de notre algorithme. Les figures suivantes montrent les images choisies ainsi que leurs vérités de terrain.



(a) Fenêtre A de l'image QuickBird



(b) Vérité de terrain fenêtre A (carte de Strasbourg)



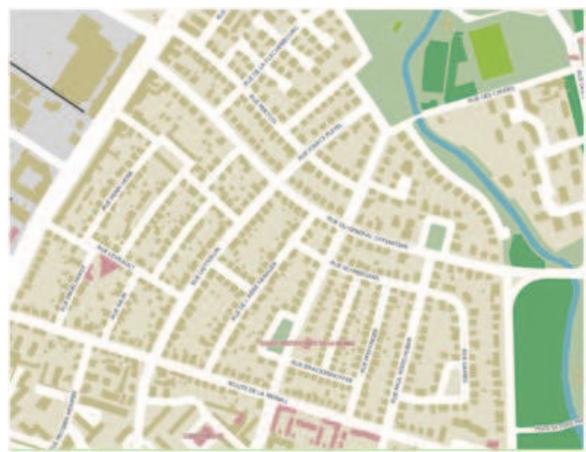
(c) Fenêtre B de l'image QuickBird



(d) Vérité de terrain fenêtre B (carte de Strasbourg)



(e) Fenêtre C de l'image QuickBird



(f) Vérité de terrain fenêtre C (carte de Strasbourg)

Figure 5.34 — image originale et la carte numérique correspondante.



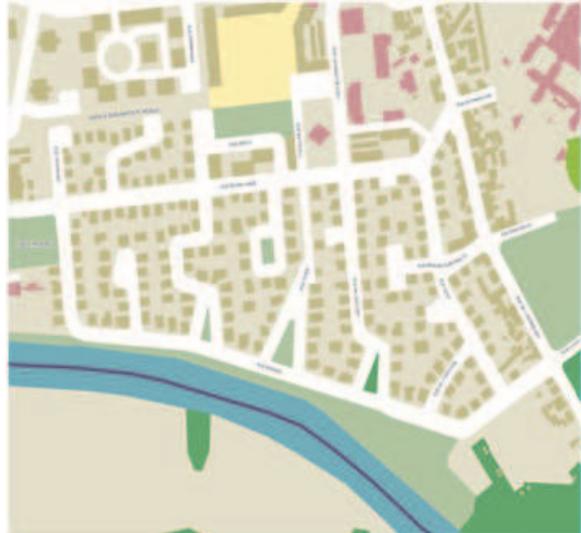
(g) Fenêtre D de l'image QuickBird



(h) Vérité de terrain fenêtre D (carte de Strasbourg)



(i) Fenêtre E de l'image QuickBird



(j) Vérité de terrain fenêtre E (carte de Strasbourg)

Figure 5.34 — image originale et la carte numérique correspondante.

5.3.3.2.b Mise en correspondance

En télédétection, la mise en correspondance est l'une des étapes clé dans le processus d'analyse d'image. L'importance de la mise en correspondance réside dans le fait qu'elle permet d'interpréter l'apport d'une source d'acquisition d'image par rapport à une autre ou, comme dans notre cas, de comparer une image par rapport à une autre dite de référence. Ainsi la phase d'évaluation qualitative nécessite la mise en correspondance du réseau routier extrait de l'image THR avec la vérité de terrain. Cette mise en correspondance se fait par la recherche d'une transformation géométrique permettant de recaler les fenêtres de l'image QuickBird par rapport aux fenêtres correspondante de la carte numérique de Strasbourg. Quelques soient les modèles de transformation utilisés dans la mise en correspondance de couple d'image, il importe de définir des points de repère dans l'image à recaler, de chercher leurs correspondants dans l'image de référence, et d'appliquer des algorithmes appropriés afin de caractériser les fonctions de transformation. Plusieurs modèles de transformation existent, le choix dépend de la nature des déformations géométriques à corriger dans l'image à recaler. Nous avons utilisé le modèle polynomial pour faire correspondre les fenêtres QuickBird aux fenêtres correspondantes extraites de la carte de Strasbourg. Des fonctions polynomiales en ligne et en colonne ont été estimées pour chercher les nouvelles coordonnées de chaque point de l'image dans le nouveau repère. Les coefficients de l'équation polynomiale ont été calculés en utilisant la méthode des moindres carrées sur des couples de points extraits respectivement des deux images.



(a) Fenêtre A



(b) Fenêtre B



(c) Fenêtre C

Figure 5.35 — Mise en correspondance entre la vérité du terrain et la fenêtre QuickBird correspondante.



(d) Fenêtre D



(e) Fenêtre E

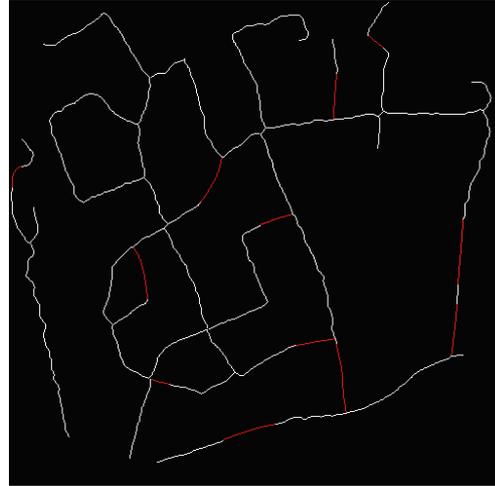
Figure 5.35 — Mise en correspondance entre la vérité du terrain et la fenêtre QuickBird correspondante.

5.3.3.3 Résultat

L'algorithme de suivi a été appliqué successivement sur une série de fenêtres de taille 1000x1000 extraites de l'image de Strasbourg. La figure 5.36 illustre les résultats obtenus pour l'extraction du réseau routier incluant les deux phases de localisation et de suivi. L'algorithme de reconstruction que nous avons appliqué opère avec une taille fixe de la fenêtre de recherche. Les fenêtres a, c, e, g, i de la figure 5.36 illustrent des coupes d'images recalées et superposées relativement à la carte de Strasbourg afin de faciliter l'analyse qualitative du résultat de l'extraction illustré par les fenêtres b, d, f, h, g.



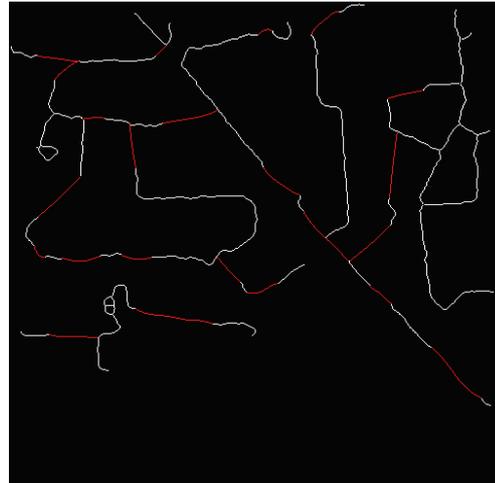
(a) Fenêtre A



(b) Réseau reconstruit



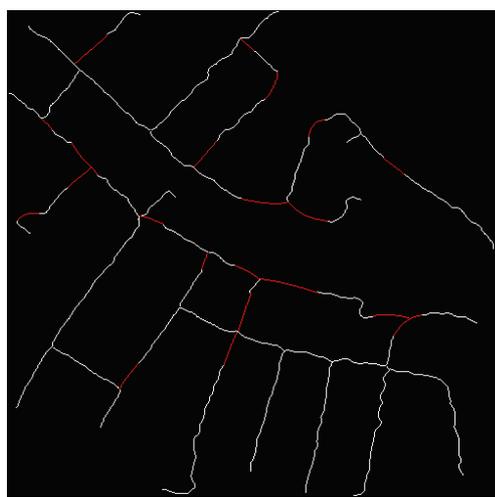
(c) Fenêtre B



(d) Réseau reconstruit



(e) Fenêtre C



(f) Réseau reconstruit

Figure 5.36 — Résultats de l'extraction du réseau routier.

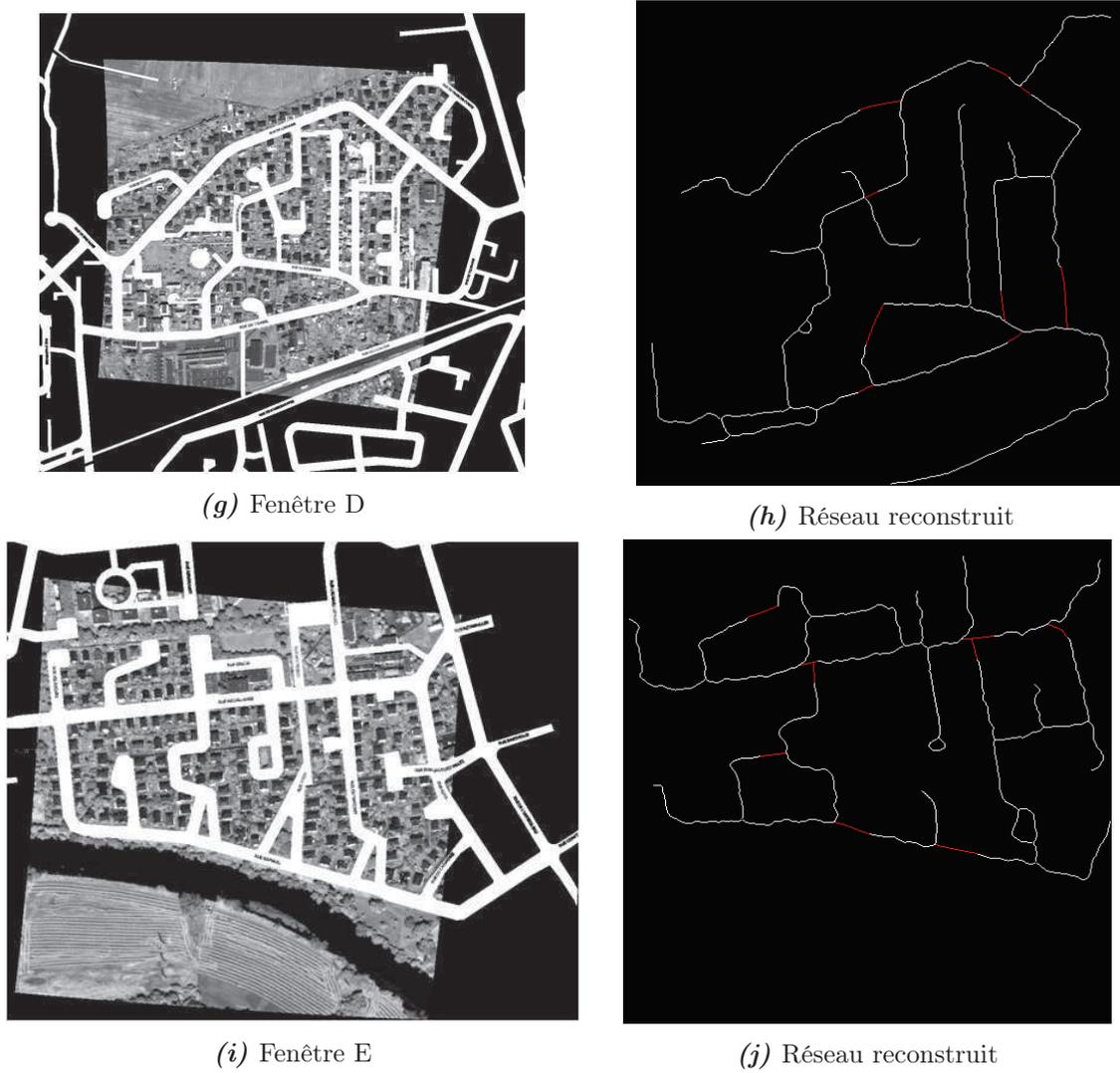


Figure 5.36 — Résultats de l'extraction du réseau routier.

Ces fenêtres révèlent des squelettes du réseau qui, comparés avec la vérité de terrain, sont jugés de bonne qualité sur le plan de l'analyse analogie, de connexité (peu d'extrémités libres non connectées) et de faibles courbures. L'usage des NURBS s'avère une technique qui consolide la continuité du réseau extrait favorisée par une meilleure sélection des points de proximité. Les principales limites de notre système d'extraction du réseau routier sont liées au contexte urbain perturbé de certaines routes et qui restent souvent difficiles à extraire en totalité. En effet, certaines omissions dans l'extraction sont dues au contexte dense des routes. Les voitures et les repliements des bâtiments induisent des discontinuités parfois trop grandes pour être franchies par l'algorithme de suivi. Ce phénomène est clairement cerné sur les résultats relatifs de la fenêtre B. Un autre problème lié à l'étape de reconstruction du réseau routier fondée sur les NURBS, concerne l'ordonnement des points de contrôles pris comme entrées pour l'approximation totale du réseau. Dans des cas très particuliers, nous sommes obligés de fixer un ordre bien précis des points de contrôle. Ce cas se présente lorsqu'on dispose d'une forme en T ou en Y à récupérer (fenêtre B et E). La taille de la fenêtre de recherche des points élus demeure problématique dans le sens où une taille faible (Fenêtre E) peut empêcher de trouver un nombre suffisant des points et une grande taille peut générer une multitude de points ce qui se traduit par des omissions.

Conclusion

Nous avons proposé une approche automatique permettant le suivi et la modélisation NURBS des routes à partir d'images satellitaires à très haute résolution. Un nouvel algorithme est proposé qui permet la sélection et l'ordonnement des points de contrôle en respectant la topologie des réseaux routiers. Le procédé d'interpolation des courbes approximant les points de contrôle se fait en deux étapes : la première vise à approximer chaque nuage de points à part, dans le but d'éviter les problèmes de superpositions des courbes (approximation par région). La deuxième cherche à gérer les continuités entre les courbes déjà construites, tout en restant fidèle aux hypothèses de connexion des réseaux routiers (approximation totale). L'originalité de cette approche réside dans l'intégration de ces fonctions dans le processus de reconstruction des routes afin d'avoir une modélisation par des courbes lisses et continues, qui ne présentent pas des oscillations, ni des superpositions. Nous avons pu montrer à travers l'application de

notre méthode NURBSC son efficacité et son apport significatif dans l'extraction et le suivi des réseaux routiers. Ceci est justifié par l'évaluation des paramètres numériques obtenus avec une série de fenêtres de l'image THR. Aussi la comparaison des résultats avec des méthodes existantes révèle qu'elle se situe parmi celles qui fournissent le meilleur taux de complétude et d'exactitude. Toutefois, l'application de notre méthode est conditionnée par l'utilisation d'une fenêtre de taille suffisamment étendue car l'étape de sélection des points élus dépend de la taille de la fenêtre de recherche. Ainsi, on risque de perdre de l'information pertinente (points de contrôle) si la taille de cette fenêtre n'est pas suffisante.

Conclusion et Perspectives

LE travail de cette thèse vise à proposer un algorithme pour résoudre un problème de reconnaissance de formes, en particulier, l'extraction de réseaux routiers dans les images de télédétection à haute résolution.

L'algorithme proposé exploite différentes caractéristiques des images de télédétection et des structures linéaires pour réaliser des performances satisfaisantes. En effet, information spectrale, approche géométrique, approche fréquentielle, organisation visuelle et approximation NURBS prennent part aux résultats finaux obtenus sur des images satellitaires de haute résolution.

Dans ce cadre, nous avons proposé deux algorithmes de localisation de routes le premier utilise une technique géométrique basé sur la vectorisation. L'atout de cet algorithme est l'exploitation de techniques bien établies dans la littérature pour des usages peu fréquents. En effet, la vectorisation est un axe clé dans le domaine du traitement automatique de l'image numérique, cependant ce n'est pas une approche classique de détection de formes dans les images de télédétection. Ceci reste vrai pour la triangulation de Delaunay qui est une procédure incontournable dans plusieurs algorithmes de maillage, mais dont l'application dans la vectorisation d'image reste rare.

Par ailleurs, l'originalité de notre algorithme de localisation réside dans la manipulation du format vectoriel obtenu après triangulation par la définition d'un formalisme logique rigoureux permettant le filtrage des arêtes des triangles tout en préservant les contraintes linéaires qui ont conditionné la triangulation en premier lieu.

Les tests ont démontré que notre système fournit de bons résultats en termes de complétude, d'exactitude et de limitation des fausses alertes. Nous avons également effectué une comparaison avec trois méthodes bien établies dans la littérature pour mettre en évidence l'efficacité de notre algorithme.

Quant au deuxième algorithme, nous avons été orienté vers l'exploitation du potentiel de la théorie des ondelettes, particulièrement les deux volets multi-résolution

et multi-direction, qui a été appliqué à un problème de localisation des réseaux routiers dans les images de télédétection.

L'algorithme proposé, tire profit des différentes caractéristiques des images de télédétection en s'appuyant sur différents modèles théoriques. En effet, une représentation échelle-espace, des approximations multi-résolution et une approche multi-direction, ont été employés dans la conception d'une modélisation très riche. Le processus de reconnaissance des routes est piloté par un système logique de décisions bâti sur les principes de gestaltisme géométrique et du principe de vote.

Le second apport de ce travail réside dans l'adaptation de la signification des coefficients d'ondelette dans le but d'en suivre l'évolution dans les systèmes d'acquisition des images de télédétection. En effet, l'usage de l'étude de la régularité locale assurée par les coefficients d'ondelette, est réservée, dans les systèmes classiques d'extraction des réseaux routiers, à la caractérisation et au rehaussement des structures linéaires. Cependant, en passant des basses et moyennes résolutions à des résolutions très hautes dans les images satellitaires, les routes passent d'une représentation linéaire à une représentation surfacique. C'est dans ce contexte, que nous avons eu à sonder l'apport d'une approche objet bénéficiant de l'étude de la régularité locale obtenue par une transformée en ondelette directionnelle pour la reconnaissance surfacique des routes. Sur le plan expérimental, une étude comparative avec une méthode récente a permis de valider l'approche en termes de complétude et d'exactitude. Les résultats obtenus sont très encourageants. En outre, la tolérance de notre modèle théorique envers la forme des routes, nous a permis de localiser des portions ayant des trajectoires aléatoires : curviligne et circulaire (les carrefours) ce qui était impossible avec les méthodes classiques qui se limitaient à la recherche des structures linéaires.

Dans le cadre de la localisation des routes, nous avons développé deux algorithmes de détections qui profitent de l'information radiométrique, géométrique et fréquentielle. Ces derniers font défauts au niveau de l'exactitude et la précision des segments localisés (en résulte de fausses alertes). Pour remédier à ce problème en exploitant plusieurs sources d'information, les résultats sont transformés en des points de contrôle qui sont faciles à stocker et à manipuler. Comme nous appliquons le suivi sur un

ensemble de points, un algorithme d'ajustement s'avère nécessaire. Pour cela, nous avons proposé un algorithme automatique pour l'extraction et la modélisation avec des courbes B-Splines Rationnelles Non Uniformes (NURBS) des réseaux routiers à partir des images de télédétection de très haute résolution. L'algorithme proposé exploite différentes caractéristiques des images de télédétection et des contraintes géométriques des réseaux pour réaliser des performances satisfaisantes.

L'atout majeur de cette étape est l'exploitation des fonctions NURBS pour la phase de suivi. En effet, ces dernières présentent des outils performants dans différents domaines, notamment pour la modélisation des courbes et surfaces. Cependant, différents détails comme l'estimation des points de contrôle, l'ordonnancement de ces points et l'estimation des poids associés ne sont pas bien décrits. Dans cette thèse, nous avons développé une méthode de sélection et d'ordonnancement des points de contrôle qui respecte la topologie des réseaux routiers. En outre, le procédé d'approximation des courbes se fait en deux étapes : la première vise à approximer chaque nuage de points à part dans le but d'éviter les problèmes de superpositions des courbes. La deuxième étape cherche à gérer les continuités entre les courbes déjà construites tout en restant fidèle aux hypothèses de connexion des réseaux routiers.

Par ailleurs, l'originalité de notre algorithme réside dans l'intégration de ces fonctions dans le processus de suivi des routes afin d'avoir une modélisation par des courbes lisses et continues, qui présentent oscillations, ni superpositions.

Les tests ont démontré que notre système fournit de bons résultats en termes de rappel (complétude) et de précision (exactitude). Nous avons également effectué une comparaison avec les résultats d'autres méthodes bien établies dans la littérature pour mettre en évidence l'efficacité de notre algorithme.

Au vu des résultats obtenus, nous pouvons relever plusieurs points intéressants pouvant faire l'objet de perspectives de travail futur. Nous pouvons citer, en particulier, les perspectives suivantes :

- L'affinement de la procédure d'extraction de points appartenant aux structures linéaires pour tenir en compte des points d'intérêt tels que jonctions et coins, réduisant ainsi le nombre des points issus de la phase de détection tout en

améliorant la pertinence de son résultat.

- Ceci fait et couplé avec un échantillonnage des points de contours, réduirait notablement l'ensemble des segments à filtrer. En outre, nous pouvons profiter d'avantage de l'information de couleur en tenant compte des similitudes spectrales dans le processus de filtrage.
- Une exploitation plus avancée du formalisme logique utilisé pour la définition des filtres constitue une autre envergure du présent travail. En effet, nous pouvons utiliser les filtres traduits en règle logique pour la conception d'un système d'inférence, à savoir une base de faits et un ensemble de règles d'inférence. Ceci peut être le premier pas vers la construction d'un système intelligent pour la reconnaissance des formes.
- Bien qu'elle soit intéressante, l'information structurelle concernant la largeur et la longueur des routes est, jusqu'à présent, absente dans notre approche. Une amélioration des performances de notre système de localisation des routes peut être effectuée en exploitant ces informations.
- Comparé à d'autres algorithmes, notre système a atteint, dans la majorité des cas, de meilleurs pourcentages de couverture en moins d'étapes. Ceci est dû essentiellement à l'intégration de l'information "régularité locale" du signal. Cette information s'avère pertinente et peut également être utilisée dans un cadre plus général de reconnaissance de forme.
- Définir une nouvelle méthode d'estimation des poids associés au nuage des points de contrôle à approximer, tout en considérant les contraintes topologiques des réseaux routiers.

Bibliographie

- [ACMS04] V. AMBERG, M. COULON, P. MARTHON et M. SPIGAI : Structure extraction from high resolution SAR data on urban areas, geoscience and remote sensing symposium. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'04*, 3:1784–1787, 2004.
- [AD93] M. ALLMEN et C.R. DYER : Computing spatiotemporal relations for dynamic perceptual organization. *CVGIP : Image Understanding*, 58:338–351, 1993.
- [AJ94] S. AIRAULT et O. JAMET : Détection automatique du réseau routier sur des images aériennes. *Actes du congrès RFIA*, pages 519–531, January 1994.
- [AK01] G. AUBERT et P. KORNPBST : *Mathematical problems in image processing. Partial differential equations and the calculus of variations*. Springer Verlag, applied mathematical sciences édition, 2001.
- [BCG⁺03] W. BOBILLET, J.P. Da COSTA, C. GERMAIN, O. LAVIALLE et G. GRENIER : Contours actifs : application à la détection de rangs de cultures en télédétection haute résolution. *Actes du colloque GRETSI*, pages 1121–1124, September 2003.
- [BR96] M. BART et T. H. ROMENY : Introduction to scale-space theory : Multiscale geometric image analysis. Rapport technique, Fourth International Conference on Visualization in Biomedical Computing, Hamburg, Germany, 1996.
- [BSME97] A. BAUMGARTNER, C. STEGER, H. MAYER et W. ECKSTEIN : Multi-resolution semantic objects and context for road extraction. *In Semantic Modeling for the Acquisition of Topographic Information from Images and Maps*, Mai 1997.

- [CA97] Y.L. CHANG et J. K. AGGARWAL : Line correspondences from cooperating spatial and temporal grouping processes for a sequence of images. *Comput. Vis. Image Underst.*, 67:186–201, August 1997.
- [Cad04] O. Le CADET : *Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images : Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [Can86] J. CANNY : A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on PAMI*, 8:679–698, juin 1986.
- [CKR04] S. CLODE, P. KOOTSOOKOS et F. ROTTENSTEINER : The automatic extraction of roads from lidar data. in international archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences. *Turkey, Istanbul, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 35:231–236, 2004.
- [CM98] Stefano CASADEI et Sanjoy MITTER : Hierarchical image segmentation, part i : Detection of regular curves in a vector graph. *Int. J. Comput. Vision*, 27(1):71–100, March 1998.
- [Con85] M. CONDORCET : *Essai sur l'application de l'analyse à la probabilité des décisions rendues à la pluralité des voix*. Paris, Imprimerie Royale, 1785.
- [CR00] I. COULOIGNER et T. RANCHIN : Mapping of urban areas : a multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66:867–874, 2000.
- [CRK05] S. CLODE, F. ROTTENSTEINER et P. KOOTSOOKOS : Improving city model determination by using road detection from lidar data. in stilla, u., rottensteiner, f., & hinz, s. (eds.), international archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences. *Vienna, Austria, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 34:159–164, 2005.
- [Dau90] I. DAUBECHIES : The wavelet transform, time-frequency localisation and signal analysis. *IEEE Transactions on Information Theory*, pages 961–1005, September 1990.
- [Dau92] Ingrid DAUBECHIES : *Ten lectures on wavelets*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 1992.

- [Dau09] G. DAUSSIN : *Génération multi-modélisations et visualisation multi-rendus de systèmes d'informations géographiques : Applications aux simulateurs de vol*. Thèse de doctorat, ECAM Rennes, Décembre 2009.
- [Del34] B. N. DELAUNAY : Sur la sphère vide. *Bulletin of Academy of Sciences of the USSR*, pages 793–800, 1934.
- [Der87] Rachid DERICHE : Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1(2):167–187, 1987.
- [Des91] J. DESACHY : *Interprétation automatique d'images satellite : le système ICARE, Thèse d'Etat*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier (Toulouse III), 1991.
- [DH73] R.O. DUDA et P.E HART. : Pattern classification and scene analysis. *John Wiley and Sons*, 1973.
- [DL99] D. DORI et W. LIU : Sparse pixel vectorization : An algorithm and its performance evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21:202–215, 1999.
- [DV01] D. ESCODA et P. VANDERGHEYNST : Segmentation of natural images using scale-space representation with multi-scale edge supervised hierarchical linking. *EUSIPCO*, pages 200–3, 2001.
- [FBE08] I.R. FARAH, W. BOULILA et B.K. Saheb ETTABAÂ : Multi-approach system based on fusion of multi-spectral image for land cover classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46:4153–4161, 2008.
- [For85] B.C. FORSTER : An examination of some problems and solutions in monitoring urban areas from satellite platforms. *International Journal of Remote Sensing*, 6(1):139–151, 1985.
- [For87] S. FORTUNE : A sweepline algorithm for Voronoi diagrams. *Algorithmica* 2, 2:153–174, 1987.
- [FTR⁺94] L. FLORACK, M. TER, B. ROMENY, J. J. KOENDERINK et M. A. VIERGEVER : Linear scale-space. *J. Math. Imaging Vis*, pages 325–351, December 1994.

- [FTW81] M.A. FISCHLER, J.M. TENENBAUM et H. C. WOLF : Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique. *Computer Graphics and Image Processing*, 15:201–223, 1981.
- [Gab46] D. GABOR : Theory of communication. *The Institution of Electrical Engineering*, 93(26):429–457, november 1946.
- [GJ96] D. GEMAN et B. JEDYNAK : An active testing model for tracking roads in satellite images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18:1–14, 1996.
- [GL95] A. GRÜN et H. LI : Road extraction from aerial and satellite images by dynamic programming. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 50:11–20, 1995.
- [Gér03] T. GÉRAUD : *Fast road network extraction in satellite images using mathematical morphology and Markov random fields*. IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, june 2003.
- [Gre95] P.J. GREEN : Reversible jump Markov chain Monte-Carlo computation and Bayesian model determination. *Biometrika*, 57:97–109, 1995.
- [Gui04] E. GUILBERT : *Détection et correction des intersections entre courbes B-splines. Application à la généralisation cartographique*. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2004.
- [HAHR09] I. HACIHALILOGLU, R. ABUGHARBIEH, A. HODGSON et R. ROHLING : Automatic data driven parameterization for phase-based bone localization in using Log-Gabor filters. *5th International Symposium on Advances in Visual Computing : Part I*, pages 944–954, 2009.
- [Har99] W. A. HARVEY : Performance evaluation for road extraction. *Société française de photogrammétrie et télédétection*, 1(153):79–87, 1999.
- [HB03] S. HINZ et A. BAUMGARTNER : Automatic extraction of urban road networks from multi-view aerial imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1-2):83–98, June 2003.
- [HBH01] S. HINZ, A. BAUMGARTNER et E. HEINRICH : Modeling contextual knowledge for controlling road extraction in urban areas. *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and data fusion over urban areas, Rome Italy*, pages 270–274, 2001.

- [HD06] O. HJELLE et M. DAEHLEN. : *Triangulations and Applications*. Springer Publisher, 2006.
- [Hen95] R. HENKEL : Segmentation in scale space. *Computer Analysis of Images and Patterns. Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag*, pages 41–48, 1995.
- [Hen98] O. HENRICSSON : The role of color attributes and similarity grouping in 3-d building reconstruction. *Computer Vision and Image Understanding*, 72:163–184, November 1998.
- [Hil69] C.J. HILDITCH : Linear skeletons from square cupboards. *Machine Intelligence*, 4:403–421, 1969.
- [Hil04] X. HILAIRE : *Segmentation robuste de courbes discrètes 2D et applications à la rétroconversion de documents techniques*. Thèse de doctorat, Ecole doctorale IAEM Lorraine, France, 2004.
- [HK94] R.D. HENKEL et Z. Fur KOGNITIONSWISSENSCHAFTEN : *Segmentation with synchronizing neural oscillators*. CERN School of Computing, 1994.
- [HK07] S. HERMANN et R. KLETTE : A comparative study on 2d curvature estimators. *IEEE Proceeding of the international Conference on Computing : Theory and Applications (ICCTA'07)*, pages 584–589, 2007.
- [Hou62] P.V.C. HOUGH : Methods and means for recognizing complex patterns. *US patent*, 1962.
- [HRF⁺07] J. HU, A. RAZDAN, J.C. FEMIANI, M. CUI et P. WONKA : Road network extraction and intersection detection from aerial images by tracking road footprints. *IEEE Transactions on, Geoscience and Remote Sensing*, 45: 4144 – 4157, 2007.
- [HS92] R. M. HARALICK et L.G. SHAPIRO : *Computer and Robot Vision*. Addison-Wesley, 1992.
- [HSM95] C. HEIPKE, C. STEGER et R. MULHAMMER : A hierarchical approach to automatic road extraction from aerial imagery. *Integrating Photogrammetric Techniques with Scene Analysis and Machine Vision II, Proc. SPIE*, 24(86):222–231, 1995.
- [Idb09] S. IDBRAIM : *Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : Applications à la cartographie théma-*

- tique de la région d'Agadir*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, July 2009.
- [Jac96] D.W. JACOBS : Robust and efficient detection of salient convex groups. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 23–37, 1996.
- [JM96] S. JAFFARD et Y. MEYER : *Wavelet methods for pointwise regularity and local oscillations of functions*. American Mathematical Society, 1996.
- [JP99] J. JONES et L. PALMER : An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex. *Journal of Neurophysiology*, 58(6):1233–1258, 1999.
- [JPJ87] Larry A. Palmer. JUDSON P. JONES : An evaluation of the two-dimensional gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex. *Journal of Neurophysiology*, 58:1233–1258, 1987.
- [KC96] S. KRISHNAMACHARI et R. CHELLAPPA : Delineating buildings by grouping lines with MRFS. *IEEE Transactions on Image Processing*, pages 164–168, 1996.
- [KWT88] M. KASS, A. WITKIN et D. TERZOPOULOS : Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, pages 321–331, 1988.
- [LA98] V. LACROIX et M. ACHEROY : Feature extraction using the constrained gradient. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, pages 85–94, 1998.
- [Lac04] C. LACOSTE : *Extraction de réseaux linéiques à partir d'images satellitaires et aériennes par processus ponctuels marqués*. Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, Septembre 2004.
- [Law77] C. L. LAWSON : Software for c1 surface interpolation. *Mathematical Software III*, 1977.
- [LDF09] J.M. LAFERTÉ, G. DAUSSIN et J. FLIFLA : Modélisation de linéaires par des nurbs pour un simulateur de vols. *Traitement et Analyse de l'Information, TAIMA '09*, 04-09 mai 2009.
- [LDZ05] C. LACOSTE, X. DESCOMBES et J. ZERUBIA : Point processes for unsupervised line network extraction in remote sensing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(27):1568–1579, october 2005.

- [Lea92] G. LEACH : Improving worst-case optimal Delaunay triangulation algorithms. In *4th Canadian Conference on Computational Geometry*, pages 15–22, 1992.
- [Lem97] C. LEMAIRE : *Triangulation de Delaunay et arbres multidimensionnels*. Thèse de doctorat, Ecole des Mines de St-Etienne, France, 1997.
- [Lin90] T. LINDBERG : Scale-space for discrete signals. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(3):234–254, 1990.
- [Lin94] T. LINDBERG : *Scale-space theory in computer vision*. Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [Lin96] T. LINDBERG : Scale-space : A framework for handling image structures at multiple scales. Rapport technique, CERN European Organization For Nuclear Researchreportscern 96, 1-12., 1996.
- [LLS92] L. LAM, S.W. LEE et C.Y. SUEN : Thinning methodologies-a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(9):879–845, 1992.
- [Log87] N. LOGOTHETIS : Vision : A window on consciousness. *Scientific American*, 281:44–51, 1987.
- [Low85] D. G. LOWE : *Perceptual organization and visual recognition*. dortrecht-boston, 1985.
- [LP90] L.M. LIFSHITZ et S.M. PIZER : A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(6):529–540, 1990.
- [LS80] D.T. LEE et B.J. SCHACHTER : Two algorithms for constructing a delaunay triangulation. *International Journal of Parallel Programming*, pages 219–242, 1980.
- [LSMS85] X. LIN, S. SHIMOTSUJI, M. MINOH et T. SAKAI : Efficient diagram understanding with characteristic pattern detection. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 30:84–106, 1985.
- [LTTG06] G. LISINI, C. TISON, F. TUPIN et P. GAMBA : Feature fusion to improve road network extraction in high-resolution sar images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3:217 – 221, 2006.

- [Mal89] S. MALLAT : A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11:674–693, 1989.
- [Mal00] S. MALLAT : *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions Ecole Polytechnique, 2000.
- [Mar80] S. MARCELJA : Mathematical description of the responses of simple cortical cells. *Journal of Optical Society of America*, 70(11):1297–1300, 1980.
- [Mar82] D. MARR : *Vision : a computational investigation into the human representation and processing of visual information*. W. H. Freeman, 1982.
- [Mar08] A. MARION : *Synthèse de banc de filtres de Gabor*. Thèse de doctorat, Insa-lyon, Octobre 2008.
- [MB98] F. MURTAGH et A. BIJAOU : *Image processing and data analysis : the multiscale approach*. Cambridge University Press : first edition, 1998.
- [MBZ92] F. MANGIN, M. BERTHOD et J. ZERUBIA : A cooperative network for contour grouping. *Proc. 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, 3:263–283, 1992.
- [MC88] P. MERLIN et F. CHOAY : *Dictionnaire de l'urbanisme et de l'aménagement*. Presses Universitaires de France, PUF, 1988.
- [Men06] J.B. MENA : Automatic vectorization of segmented road networks by geometrical and topological analysis of high resolution binary images. *ELSEVIER, Knowledge-Based Systems*, 19:704–718, 2006.
- [MFF⁺96] J. MALIK, D.A. FORSYTH, M.M. FLECKF, H. GREENSPAN, T. LEUNG, C. CARSON, S. BELONGIE et C. BREGLER : Finding objects in image databases by grouping. *International Conference on Image Processing (ICIP-96), special session on Images in Digital Libraries*, pages 761–764, 1996.
- [Mic84] L. MICLET : *Méthodes structurelles pour la reconnaissance des formes*. Edition Eyrolles, 1984.
- [MIE⁺91] G. MATAS, J. ILLINGWORTH, A. ETEMADI, J-P. SCHMIDT et J. KITTLER : Low-level grouping of straight line segments. *British Machine Vision Conference*, pages 118–126, 1991.
- [Mil93] M. MILGRAM : *Reconnaissance des formes : méthodes numériques et connexionnistes*. Edition Armand Colin, Paris, 1993.

- [MN89] R. MOHAN et R. NEVATIA : Using perceptual organization to extract 3d structures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 1121–1139, 1989.
- [Mon69] U. MONTANARI : Continuous skeletons from digitized images. *Journal of the ACM*, 16:534–549, October 1969.
- [MZ96] N. MERLET et J. ZERUBIA : New prospects in line detection by dynamic programming. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18:426–431, 1996.
- [NGC92] C.W. NIBLACK, P. B. GIBBONS et D. W. CAPSON : Generating skeletons and centerlines from the distance transform. *CVGIP : Graphical Models and Image Processing*, 54:420–437, 1992.
- [NHJW11] M. NAOUAI, A. HAMOUDA, S. JALEL et C. WEBER : Nurbs skeleton : A new shape representation scheme using skeletonization and nurbs curves modeling. *In 16th Iberoamerican Congress in Pattern Recognition*, pages 197 – 205, 2011.
- [NHNW11] M. NAOUAI, A. HAMOUDA, M. NARJESS et C. WEBER : Linear structure recognition based on image vectorization. *In International Conference on Imaging Theory and Applications*, pages 53 – 59, 2011.
- [NHW10] M. NAOUAI, A. HAMOUDA et C. WEBER : Urban road extraction from high-resolution optical satellite images. *In 7th International Conference, Image Analysis and Recognition, ICIAR'10*, pages 420–433, 2010.
- [NMH10a] M. NAOUAI, N. MELKI et A. HAMOUDA : Line extraction algorithm based on image vectorization. *In IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, pages 470–476, 2010.
- [NMH10b] M. NAOUAI, N. MELKI et A. HAMOUDA : Line recognition algorithm using Constrained Delaunay Triangulation. *In 52th International Symposium ELMAR*, pages 51 – 56, 2010.
- [PBG01] P. PÉREZ, A. BLAKE et M. GANGNET : Probabilistic contour extraction with particles. *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 524–531, 2001.
- [PCR01] R. PÉTERI, I. COULOIGNER et T. RANCHIN : A multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets : application to high resolution images from the Ikonos satellite. *Proceedings of the EARSeL/SFPT*

- Symposium, Observing our environment from space : new solutions for a new millenium*, pages 327–332, May 2001.
- [Pie91] L. PIEGL : On nurbs : a survey. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 11:55–71, 1991.
- [PJPZ07] T. PENG, I.H. JERMYN, V. PRINET et J. ZERUBIA : Urban road extraction from vhr images using a multiscale image model and a phase field model of network geometry. *In Urban Remote Sensing Joint Event*, pages 1–5, Paris, France, avril 2007.
- [PJPZ08] T. PENG, I.H. JERMYN, V. PRINET et J. ZERUBIA : Incorporating generic and specific prior knowledge in a multiscale phase field model for road extraction from VHR images. volume 1, pages 139–146, June 2008.
- [PJPZ09] T. PENG, I.H. JERMYN, V. PRINET et J. ZERUBIA : Extended phase field higher-order active contour models for networks. *International Journal of Computer Vision*, 20:111–128, 2009.
- [PR67] J. L. PFALTZ et A. ROSENFELD : Computer representation of planar regions by their skeletons. *Communications of the ACM*, 10:119–122, 1967.
- [PR81a] S. PELEG et A. ROSENFELD : A min-max medial axis transformation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 3(2): 208–210, 1981.
- [PR81b] D. POLLEN et S. RONNER : Phase relationship between adjacent simple cells in the visual cortex. *Science*, 212(4501):1409–1411, 1981.
- [PS06] L. PRASAD et A. N. SKOURIKHINE : Vectorized image segmentation via trixel agglomeration. *Pattern Recognition*, 39:501–514, 2006.
- [PT97] L. PIEGL et W. TILLER : *The NURBS Book*. Springer publisher, 1997. Second edition.
- [PW02] A. PUISSANT et C. WEBER : The utility of very high spatial resolution images to identify urban objects. *Geocarto International Journal*, 17(1):31–41, 2002.
- [QC04] Z. QIAOPING et I. COULOIGNER : Automatic road change detection and GIS updating from high spatial remotely-sensed imagery. *Geo-Spatial Information Science*, 7:89–95, 2004.

- [RDZ00] G. RELIER, X. DESCOMBES et J. ZERUBIA : Local registration and deformation of a road cartographic database on a SPOT satellite image. *International Conference on Image Processing Cat*, 2, Mai 2000.
- [RJZ05] M. ROCHERY, I. JERMYN et J. ZERUBIA : Phase field models and higher-order active contours. *In the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV '05*, volume 2, pages 970–976, 2005.
- [RJZ06] M. ROCHERY, I. JERMYN et J. ZERUBIA : Higher order active contours. *International Journal of Computer Vision*, 69(1):27–42, August 2006.
- [RL94] G. ROTH et M. D. LEVINE : Geometric primitive extraction using a genetic algorithm. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, pages 901–905, September 1994.
- [RNS98] C. RANDAL, A.C. NELSON et A. SELINGER : A cubist approach to object recognition. *In Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, pages 614–621, 1998.
- [Ros90] A. ROSSI : *L'architecture de la ville*. Livre et Communication, 1990. Paris.
- [Rub04] C. Di RUBERTO : Recognition of shapes by attributed skeletal graphs. *Pattern Recognition*, 37:21–31, 2004.
- [Rus96] R. RUSKONÉ : *Extraction automatique du réseau routier par interprétation locale du contexte : application à la production de données cartographiques*. Thèse de doctorat, Université de Marne-La-Vallée, 1996.
- [SB94] S. SARKAR et K. L. BOYER : A computational structure for preattentive perceptual organization : Graphical enumeration and voting methods. *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernet*, 24(2):246–267, 1994.
- [She96] J. R. SHEWCHUK : Triangle : Engineering a 2D quality mesh generator and Delaunay triangulator. *Applied Computational Geometry : Towards Geometric Engineering*, 1148:203–222, 1996.
- [SL06] D. SHEN et Z. LU : Computation of correlation coefficient and its confidence interval in SAS. *In SUGI 31*, pages 1–6, 2006.
- [SN96] G. STRANG et T. NGUYEN : *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley College ; 2nd edition, 1996.
- [SS94] J. SERRA et P. SOILLE : *Computational Imaging and Vision*, volume 2. Springer Verlag, 1994.

- [Sto01] R. STOICA : *Processus ponctuels pour l'extraction des réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes*. Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, 2001.
- [SV08] A.N. SKURIKHIN et P.L. VOLEGOV : Object-oriented hierarchical image vectorization. *International Conference on Geographic Object Based Image Analysis*, pages 99–104, 2008.
- [TDF⁺07] G. THIBAUT, C. DEVIC, B. FERTIL, J.L. MARI et J. SEQUEIRA : Indices de formes : de la 2d vers la 3d, application au classement de noyaux de cellules. *Journées de l'Association Francophone d'Informatique Graphique*, pages 17–24, 2007.
- [TMM⁺98] F. TUPIN, H. MAITRE, J.F. MANGIN, J.M. NICOLAS et E. PECHERSKY : Detection of linear features in sar images : Application to road network extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2): 434–453, 1998.
- [Tup97] F. TUPIN : *Reconnaissance de formes et analyse de scènes en imagerie radar à ouverture synthétique*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, France, 1997.
- [TW00] S. TABBONE et L. WENDLING : Decomposition graphique sous forme de primitives 2D. *In Actes du 2ème Colloque International Francophone sur l'Ecrit et le Document*, pages 131–140, 2000.
- [UZB94] S. URAGO, J. ZERUBIA et M. BERTHOD : A markovian model for contour grouping. *Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition*, 1(5):683–693, 1994.
- [VBDM03] G. VERNAZZA, M. BICEGO, S. DALFINI et P. MURINO : Automatic road extraction from aerial images by probabilistic contour tracking. *IEEE International Conference on Image Processing*, pages 585–588, 2003.
- [VdK95] G. VOSSELMAN et J. de KNECHT : Road tracing by profile matching and Kalman filtering. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images*, pages 265–274, 1995.
- [VKV97] K. L. VINCKEN, S.E. KOSTER et A. VIERGEVER : Probabilistic multiscale image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 109–120, 1997.

- [VT95] P. VAXIVIRE et K. TOMBRE : Subsampling : A structural approach to technical document vectorization. *Workshop on Syntactic and Structural Pattern Recognition*, pages 323–332, 1995.
- [Wat81] D. F. WATSON : Computing the n-dimensional Delaunay tessellation with application to Voronoi polytopes. *The Computer Journal*, pages 167–172, 1981.
- [Web95] C. WEBER : Image satellitaires et milieu urbain. *collection géomatique, Paris : Hermès*, 1995. 185 pages.
- [Wel82] R. WELCH : Spatial requirement for urban studies. *International Journal of remote Sensing*, 3:139–146, 1982.
- [Wer38] M. WERTHEIMER : Gestalt theory. In *A source book of Gestalt psychology*, pages 1–11, 1938.
- [WH91] J. WANG et P.J. HOWARTH : Structural measures for linear feature pattern recognition from satellite imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 17(4):294–303, 1991.
- [WL94] J. WANG et W. LIU : Road detection from multi-spectral satellite imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 20(2):180–189, 1994.
- [WRZA94] R. WILLIAMS, E.M. RISEMAN, S.W. ZUCKER et W.R. ADRION : Perceptual completion of occluded surfaces. *Computer Vision and Image Understanding*, pages 1–20, 1994.
- [WZ03] R. WANG et Y. ZHANG : Extraction of urban road network using quick-bird pan-sharpened multispectral and panchromatic imagery by performing edge-aided post-classification. *Proc. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, 2003.
- [YPPC04] Z. YU, V. PRINET, C. PAN et P. CHEN : A novel two-steps strategy for automatic GIS image registration. *Proc. International Conference on Image Processing*, pages 1711–1714, 2004.
- [ZMB99] C. ZHANG, S. MURAI et E. P. BALTSAVIAS : Road network detection by mathematical morphology. *Bulletin de la S.F.P.T.*, 153:94–96, 1999.
- [ZW10] L. ZHAO et X. WANG : Road extraction in high resolution remote sensing images based on mathematic morphology and snake model. *3rd International Congress on Image and Signal Processing*, 2010.

-
- [ZZZ99] L. ZHANG, Z. ZHANG et J. ZHANG : The image matching based on wallis filtering. *Journal of wuhan technical university of surveying and mapping (wtusm)*, 24(1):24–27, 1999.

A

Les méthodes de vectorisation

A.1 Amincissement

Les méthodes d'amincissement utilisent habituellement un procédé itératif d'érosion du bord pour enlever les pixels externes, jusqu'à ce qu'il ne reste qu'un squelette de largeur de un pixel (Figure A.1). Les pixels du squelette sont alors liés par l'intermédiaire d'une procédure de suivi de ligne. Finalement, un processus de polygonalisation est employé pour convertir les chaînes de pixels en vecteurs. Les algorithmes d'amincissement sont couramment utilisés, dans la mesure où la plupart des premiers systèmes de vectorisation, ainsi que certaines méthodes révisées ultérieures les appliquent pour réaliser la première étape de vectorisation, celle de l'extraction de l'axe médian pour obtenir un squelette.



Figure A.1 — Squelette (en noir) superposé à l'objet raster (en gris) et obtenu par une méthode d'amincissement

L'amincissement, qui peut également être désigné dans la littérature par squelettisation, transformation de l'axe médian ou transformation de l'axe symétrique, est un processus qui applique des opérations morphologiques, sur l'image raster d'entrée, et fourni comme sortie des squelettes des zones de pixels noirs.

Le squelette d'une zone noire est le plus petit ensemble de pixels, dont la structure topologique est identique à la forme de l'image d'origine, d'où la facilité de sa manipulation et de son analyse, relativement au traitement de l'image originale.

Il est défini par Montanari [Mon69] comme l'ensemble des points d'intersections des fronts d'ondes qui se propagent à l'intérieur des bords opposés de la région. Pfaltz et Rosenfeld [PR67] définissent le squelette d'une région à partir des centres des disques maximaux placés dans la zone. D'autres approches ajoutent suffisamment de points supplémentaires au squelette de sorte qu'il soit connecté.

Les méthodes d'amincissement itératives s'appuient sur la rétraction successive du contour ou la suppression du bord extérieur, à l'instar d'un front d'onde propagé à partir de l'extérieur vers l'intérieur de l'objet, jusqu'à ce que seuls les pixels du squelette (axe médian) restent.

Montanari [Mon69] travaille sur les contours vectoriels des objets et considère les vecteurs à partir du contour comme une onde. Le front d'onde est propagé vers l'intérieur de la forme, les superpositions des fronts d'ondes étant interdites. Les points d'intersections des fronts d'ondes sont considérés des points du squelette. Les pixels appartenant au bord de l'objet sont extraits par une procédure de détection de contour.

Le temps de traitement de la polygonalisation est négligeable par rapport à celui de la détection de contour. Il en est de même pour le calcul de la propagation du front d'onde qui est linéaire à la largeur de la ligne (qui est linéaire à la résolution de l'image) et aux points de contours (qui sont également linéaires à la résolution de l'image puisque le périmètre d'une région plane est linéaire à son radius). Par conséquent, la complexité totale est quadratique. L'amincissement itératif au niveau du pixel consiste en l'érosion successive du bord de l'objet. Proposée par Hilditch [Hil69], la procédure se base sur le déplacement d'une fenêtre de 3×3 et l'application d'un certain nombre de règles pour marquer le centre de la fenêtre. A la fin de chaque passe, les points marqués sont supprimés. La procédure est répétée tant qu'il reste des points à supprimer. La fenêtre de 3×3 pixels fait l'objet de la figure A.2 Les règles de marquage sont définies comme suit :

- Au moins 1 pixel dans le voisinage de 4 pixels de $P(P_{2i}, i = 0..3)$ est blanc c.à.d.

P est un point contour.

- Au moins 2 pixels dans le voisinage de 8 pixels de $P(P_i, i = 0..7)$ sont noirs c.à.d. P n'est pas un extremum.
- Au moins 1 pixel dans le voisinage de 8 pixels de P n'est pas marqué.
- P n'est pas un point de rupture c.à.d. la suppression de P ne déconnecte pas deux parties de la ligne.
- Si P_2 est marqué, le supprimer ne doit pas rendre P un point de rupture.
- Si P_4 est marqué, le supprimer ne doit pas rendre P un point de rupture.

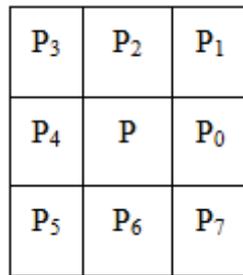


Figure A.2 — Organisation du voisinage de 3x3 d'un pixel P

Un des principaux problèmes de ce type d'algorithmes est la complexité de calcul, égale à $O(wN)$, où w est la largeur de ligne et N le nombre de pixels dans l'image. Comme la largeur de ligne est linéaire à la résolution de l'image, la complexité totale est cubique en fonction de la résolution de l'image.

Par ailleurs, Ils sont enclins à distordre les jonctions de forme "X" et "T" comme schématisé par la figure A.3(a). Bien que l'algorithme de Montanari [Mon69] est plus rapide, la déformation des jonctions reste une limitation du à sa nature itérative. Des méthodes similaires, qui raffinent l'érosion itérative des bords, incluent l'ajustement des règles de marquage et la variation de la taille de la fenêtre.



Figure A.3 — Difficultés rencontrées avec les méthodes à base de squelettisation pour les jonctions les plus courantes : (a) distorsions dans le cas de l'utilisation d'un squelette, (b) nécessité de reconstruire les jonctions avec un axe médian.

Pfaltz et Rosenfeld [PR81a] définissent un squelette d'une façon plus formelle, introduisant le transformé de distance dans la procédure d'amincissement. Le transformé de distance d'une image binaire remplace chaque pixel par un nombre indiquant la distance minimale entre ce pixel et un pixel blanc. La distance entre deux points est définie par le nombre de pixels dans la plus courte chaîne qui les connecte en utilisant des voisinages de 4 pixels. Ce transformé est calculé en évaluant une fonction séquentiellement dans un premier balayage de l'image, puis une autre dans un parcours inverse. Une fois la fonction de distance est calculée, une opération de calcul des maxima locaux est utilisée pour extraire le squelette. Le transformé de distance et le squelette correspondant sont représentés dans la figure A.4. L'inconvénient majeur de ces algorithmes, comme

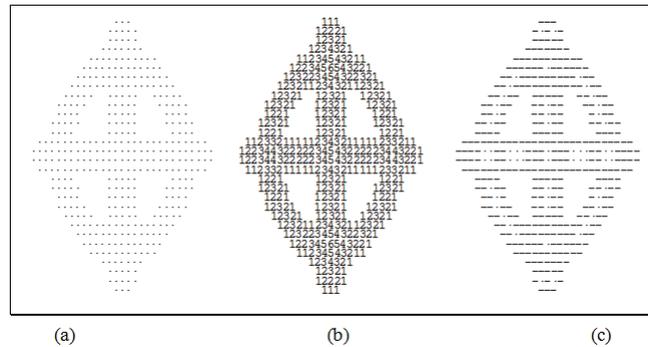


Figure A.4 — Illustration de la transformée de distance. (a) image d'origine. (b) transformé de distance. (c) squelette.

le montre la figure A.4(b), est que le squelette peut être déconnecté, surtout au niveau des jonctions. Cependant, la complexité est linéaire en fonction du nombre des pixels de l'image, elle est donc quadratique en fonction de la résolution de l'image, ce qui est plus rapide que la complexité cubique accomplie par les algorithmes itératifs.

Généralement, l'objectif de l'amincissement est de réduire le volume de données, tel que seulement la forme topologique de l'image, à savoir sa taille et son orientation, demeure invariable. Le résultat exige souvent un traitement ultérieur. La plupart des algorithmes d'amincissement sont capables de maintenir la connectivité. Cependant, les inconvénients principaux sont des complexités de temps élevées, perte d'information de forme (telle que la largeur des lignes), des déformations aux jonctions, et des branches fausses. Bien qu'ils puissent être employés dans la vectorisation des dessins techniques, leur application principale est dans le domaine du OCR (Optical Character Recognition), dans lequel la taille d'image est habituellement petite et la largeur

des lignes n'est pas critique.

A.2 Mise en correspondance des contours opposés

Une solution alternative à l'approche précédente consiste à segmenter les contours de l'image, et essayer d'apparier les segments opposés. La méthode donne des résultats satisfaisants lorsque les figures sont simples, mais échoue lorsque les appariements deviennent difficiles à établir. Le principe est d'utiliser les contours au lieu des squelettes. Les méthodes basées sur les contours commencent par extraire les contours puis détecter les correspondances entre eux pour identifier les régions linéaires. Les axes médians sont calculés pour les paires obtenues par correspondance. Les points de jonction sont reconnus par leur localisation au niveau des segments appariés adjacents. Ces méthodes se composent généralement de quatre étapes :

- Extraction des contours
- Trouver les correspondances entre les lignes contours
- Calcul des axes médians des paires obtenues
- Traiter les jonctions

L'objectif des deux premières étapes consiste à décomposer la forme binaire en segments, qui se connectent aux niveaux des jonctions. Pour extraire et combler la ligne médiane, les informations de connexion obtenues au cours du processus d'appariement sont utilisées. Dans la plupart des cas, les lignes médianes générées par correspondance de contours peuvent être prolongées jusqu'à ce que leurs intersections se trouvent. Ces méthodes obtiennent de meilleurs résultats en ce qui concerne le positionnement des jonctions. Elles donnent des résultats satisfaisants sur les lignes droites et elles sont moins sensibles au bruit que les méthodes basées sur la squelettisation. D'autant plus, elles conservent la largeur de la ligne. Cependant, elle implique souvent des correspondances de un-à-plusieurs ou de plusieurs-à-plusieurs contours ce qui nécessite l'utilisation de nombreux seuils et heuristiques difficiles à gérer. Un autre cas de défaillance de cette méthode est l'appariement des contours aux niveaux des jonctions. (Figure A.5)

Autrement dit, la méthode échoue lorsque le schéma binaire n'est pas symétrique. Afin d'améliorer la méthode d'appariement, Tabbone et Wendling ont proposé dans [TW00] d'utiliser l'orientation définie par l'opérateur gradient de Canny [Can86] :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{A.1})$$

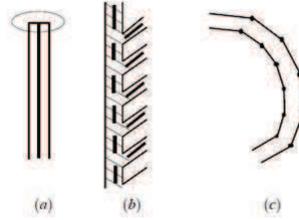


Figure A.5 — Cas de difficultés pour la méthode de vectorisation par appariement : (a) les segments extrémités doivent être ignorés, (b) les correspondances Un-Multiple peuvent être difficiles à établir, (c) les correspondances Multiple-Multiple sont nécessaires pour les parties de courbes non linéaires.

Où : G est le filtre gaussien 2D et σ est la déviation standard.

La direction à chaque point est :

$$\theta_{(x,y)} = \tan\left(\frac{\partial_y(I(x,y) * G)}{\partial_x(I(x,y) * G)}\right)^{-1} \quad (\text{A.2})$$

Où : désigne la convolution

Il est bien connu que le vecteur gradient est perpendiculaire au contour. Ainsi, chaque point de contour est apparié à l'aide de l'orientation . Dans ce cas, la correspondance est plus robuste, car elle s'appuie sur des points de contour qui sont lissés avec le filtre gaussien.

A.3 Pixel épars

Le Zig-Zag Orthogonal (OZZ), développé par Dori ([DL99]), est le premier d'une autre famille d'algorithmes de vectorisation. Comme l'échantillonnage en mailles, Le Zig-Zag Orthogonal effectue un échantillonnage épars de l'image. L'idée de base de OZZ est de suivre le cours d'un "faisceau de lumière " d'un pixel, qui tourne orthogonalement à chaque fois qu'il touche le bord de la zone couverte par les pixels noirs. Le milieu de chaque parcours, est enregistré comme le montre la Figure A.5. Si un parcours est supérieur à un seuil prédéfini, par exemple, 30 pixels, le parcours s'arrête, son milieu est enregistré et un parcours orthogonal est lancé. Cela peut se produire lors du suivi d'une région quasiment horizontale ou verticale. Un cas horizontal est présenté dans la Figure A.5. Les détails de l'algorithme de vectorisation OZZ sont les suivants : Une ligne horizontale de sélection, qui se déplace vers le bas avec un pas de n pixels, va

de gauche à droite de l'image. Quand cette ligne rencontre un pixel noir, l'algorithme entre dans la zone et une procédure OZZ commence. Le balayage se poursuit jusqu'à ce qu'un pixel blanc est rencontré (le faisceau lumineux atteint le bord de la zone) ou la longueur du parcours dans la zone noire dépasse un seuil prédéfini.

Si le bord de la zone est atteint, le milieu de la course est enregistré, la trajectoire du dépistage tourne perpendiculairement au sein de la zone noire, et la procédure OZZ continue, comme indiqué dans le cas oblique de la figure A.5. Si la course est supérieure à un seuil prédéfini, le parcours s'arrête, et deux nouveaux "faisceaux de lumière" sont émis perpendiculairement à partir du point d'arrêt, un à gauche et l'autre à droite. Quand ils rencontrent les bords de la zone noire, un nouveau parcours est défini à partir d'un bord de la zone noire vers l'autre comme étant l'union des deux balayages colinéaires.

Le milieu de cette course commune est enregistré et sert de source au nouveau faisceau de lumière orthogonal à la ce parcours. La procédure OZZ continue à partir du faisceau nouvellement émis, comme indiqué dans le cas horizontal de la figure A.5.

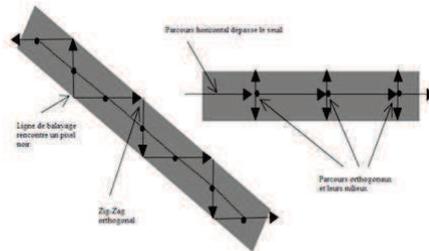


Figure A.6 — Principe de l'algorithme de vectorisation Orthogonal Zig-Zag (OZZ)

Développant l'idée du OZZ, Liu et Dori [DL99] ont proposé l'algorithme du Sparse Pixel Vectorisation (SPV). SPV améliore la méthode OZZ de la manière suivante :

- La procédure de suivi commence généralement à partir d'un point fiable de l'axe médian trouvé par une procédure spéciale pour chaque zone noire,
- Une procédure de suivi général est utilisée pour traiter les trois cas de OZZ, soit horizontal, vertical et oblique. Par conséquent, un seul balayage est nécessaire, et la combinaison des deux passages est évitée, ce qui rend SPV plus rapide que OZZ.
- Une procédure de recouvrement de jonction est appliquée à chaque fois qu'une est rencontrée au cours du suivi de ligne.

Pour démarrer l'algorithme SPV, un point de départ fiable de l'axe médian, qui n'est pas affecté par le bruit et les inexactitudes de la fin de ligne, est trouvé en premier. Le premier pixel noir (P_0 dans la Figure A.6) se trouve au point où une ligne de balayage de l'image rencontre une zone noire. Allant de P_0 vers la droite jusqu'à un pixel d'arrêt, nous obtenons le premier parcours dirigé. Allant en arrière à partir de P_0 vers la gauche, le parcours est de longueur zéro. De ces deux parcours noirs horizontaux nous obtenons le point milieu de la course horizontale P_1 . A partir de P_1 , le point milieu du parcours vertical P_2 est obtenu en effectuant deux parcours noirs verticaux et opposés. De la même manière, l'algorithme calcule le milieu horizontal P_3 du parcours à partir de P_2 . Cette opération est répétée jusqu'à ce que la distance entre P_i et P_{i-1} est inférieure à une marge d'erreur prédéfinie, qui est habituellement de 1 et au plus de 2 pixels. P_i est défini comme le point de départ appartenant à l'axe médian. En pratique, seuls quelques itérations sont nécessaires, ainsi P_3 peut être utilisé comme le premier point de l'axe médian pour une barre verticale, et P_4 comme le premier point de l'axe médian pour une barre horizontale, comme illustré par la Figure A.6.

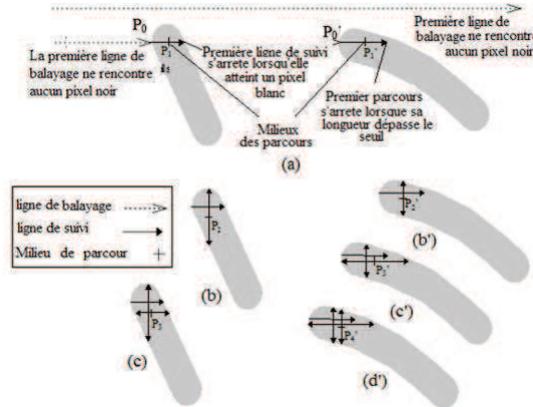


Figure A.7 — Illustration de la procédure de détermination du point de début de l'axe médian et de la direction du suivi

Les longueurs des deux courses horizontales et verticales sont connues au premier point de l'axe médian P_i . Si la course horizontale est plus longue que la course verticale, l'inclinaison de la barre est plutôt horizontale que verticale (son angle est inférieur à 45°), auquel cas, la direction de la longueur est définie en tant qu'horizontale, sinon la direction de la longueur est définie à la verticale. La direction de la largeur est définie comme étant perpendiculaire à la direction de la longueur. Si la direction de la longueur est horizontale, le suivi se fait d'abord à droite, puis vers la gauche, et si

la direction de la longueur est verticale, le suivi est fait vers le bas, puis vers le haut. Comme schématisé par la Figure A.7, allant du premier point de l'axe médian P_3 dans le sens de suivi, qui est vertical, la procédure principale de suivi commence pour cette zone noire. Pour démarrer le cycle de suivi, une étape de suivi part du dernier point d'axe médian et atteint le point P_4 . De P_4 deux parcours opposés sont effectués dans la direction de la largeur.

Ces cycles de suivi sont répétés, tout en sauvegardant les points de l'axe médian et la longueur des parcours en largeur, tant que toutes les quatre conditions suivantes sont satisfaites :

1. Conservation de largeur. La plus grande différence entre les largeurs de lignes, représentées par les largeurs des parcours trouvées pendant le suivi, dans un voisinage d'un petit nombre de points d'axe médian adjacents, est inférieur à un certain seuil, par exemple, 50% de la largeur moyenne du voisinage.
2. Occupation unique. Le point d'axe médian ne doit pas être dans une zone occupée par un autre vecteur qui a déjà été détecté.
3. Cohérence de direction. La direction de visite des pixels est la même que celle du cycle de suivi précédent.
4. Longueur positive du pas de suivi. La longueur du pas de suivi est supérieure à zéro. Les trois premières conditions sont souvent non vérifiées à une jonction, une zone noire d'un croisement, un branchement ou un coin. Une fin de ligne peut également constituer une violation de la première ou la quatrième condition. Les courbes peuvent entraîner des violations de la troisième condition, à savoir la cohérence direction.

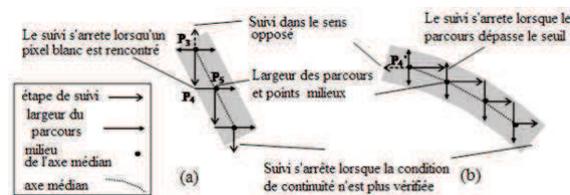


Figure A.8 — Illustration de la procédure générale du suivi (a) Cas de suivi vertical
(b) Cas de suivi horizontal

Quand une ou plusieurs des trois premières conditions de continuation est violée, la procédure de suivi du Sparse Pixel pause, et un processus de récupération de jonction

commence avec la procédure de recouvrement de jonction, un exemple d'un croisement et un autre d'un coin sont présents dans la figure A.8 La récupération de jonction est une opération itérative composée de trois étapes :

2. Réglage de la longueur du pas de suivi en divisant la longueur du pas courant par deux 3. Test des conditions à la nouvelle position. Si le test échoue, c'est à dire le nouvel point de l'axe médian viole également l'une des conditions précédentes ; une nouvelle itération est de nouveau appliquée avec le pas de suivi divisé par deux encore une fois.

1. Retraite au dernier point d'axe médian ;
2. Réglage de la longueur du pas de suivi en divisant la longueur du pas courant par deux
3. Test des conditions à la nouvelle position. Si le test échoue, c'est à dire le nouvel point de l'axe médian viole également l'une des conditions précédentes ; une nouvelle itération est de nouveau appliquée avec le pas de suivi divisé par deux encore une fois.

Les itérations finissent lorsque le pas de suivi devient nul, comme dans la quatrième condition. Si toutes les conditions sont satisfaites au nouveau point de l'axe médian, la procédure générale de suivi du Sparse Pixel continue en utilisant la pas de suivi normal et ce à partir du nouveau point de l'axe médian. Ce faisant, la procédure peut surmonter certaines surfaces aux bords irréguliers, où les parcours ont des largeurs nettement différentes, comme démontré dans les figures A.8(a-d). Si la longueur du pas de suivi devient nul, le parcours s'arrête au dernier point d'axe médian, comme dans le cas d'un coin, voir figures A.8(e-i).

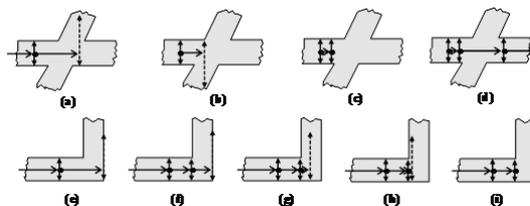


Figure A.9 — Démonstration de la procédure du recouvrement des jonctions. (a)-(d) Cas de croisement. (e)-(i) Cas de coin.

A.4 Modèle maillé

Une approche typique d'échantillonnage a été proposée par Lin *et al.* et se base sur la décomposition de l'image en mailles, les lignes étant reconnues par leurs intersections avec ces mailles [LSMS85]. L'idée centrale des méthodes de maillage est de diviser l'image en mailles de taille $n \times n$ pixels, avec la taille n choisi de telle sorte que toute maille de l'image n'a d'intersection qu'avec une seule ligne de l'image. Ceci est le principe d'échantillonnage appliqué à la vectorisation : En ne considérant que l'intersection des bords du maillage avec l'image binaire, des hypothèses sont émises à propos de la configuration locale de la ligne. Dans [LSMS85], 48 mailles caractéristiques sont définies (voir figure A.9). Un ensemble de règles structurelles est alors utilisé pour extraire le vecteur de la ligne localement observée dans le contexte de chaque maille. Chaque maille est représentée en considérant séparément chacun de ses côtés comme illustré par la figure A.8 Un code spécial est attribué aux mailles qui ne correspondent à aucun des modèles de la figure A.10 Le traitement de ce cas a connu plusieurs améliorations. La première méthode proposée dans [LSMS85] est d'utiliser une procédure locale de reconnaissance de symboles

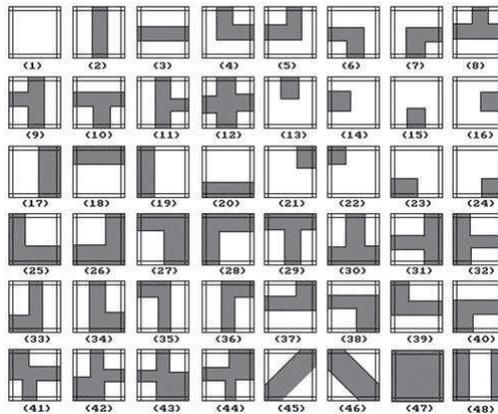


Figure A.10 — Les modèles de mailles proposés dans [LSMS85].

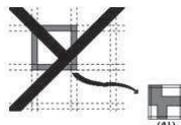


Figure A.11 — Codage d'une maille.

Dans [VT95] une autre approche pour décomposer les mailles est proposée. Au lieu de diviser les mailles non reconnues, un concept très utilisé dans les systèmes CAD, celui des calques superposés, est exploité. Chaque maille trop complexe pour être codée selon les modèles originaux est décomposée en plusieurs mailles superposées ayant de plus simples codes. La décomposition est dirigée par le premier objectif de trouver les lignes principales, elle garde donc les cotés totalement noirs de la maille et superpose une autre maille complémentaire. Cette dernière est récursivement décomposée jusqu'à ne plus avoir que des configurations connues. (voir figure A.11).

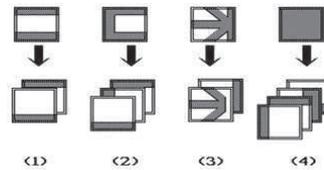


Figure A.12 — Quatre cas où la maille est décomposée en mailles superposées.

Cette procédure de décomposition reste limitée dans certaines situations, un exemple typique correspond à une ligne longeant la frontière entre deux mailles adjacentes. Dans ce cas, il est désirable de fusionner ces deux mailles en une seule comme illustré par la figure A.12.



Figure A.13 — Simplification par fusion de mailles.

Le résultat est la représentation structurelle de l'image d'origine comme un ensemble de mailles, simples ou composées par des mailles superposées, avec un ensemble réduit de configurations possibles (voir figure A.13), faciles à intégrer dans l'étape suivante : la suivi de ligne.

Cette étape consiste dans le tracking des lignes à partir de la grille des mailles générée dans l'étape précédente. Le nombre limité des modèles des mailles réduit la complexité de cette opération. Comme précédemment mentionné, les deux éléments importants à extraire sont les vecteurs lignes et les jonctions. Différents types de vecteurs

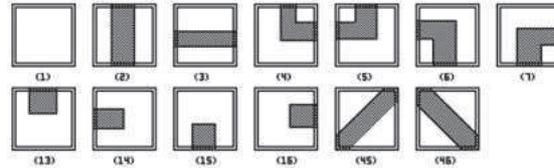


Figure A.14 — Ensemble des mailles restant après décomposition et fusion.

peuvent être déterminés à ce stade :

- Les vecteurs horizontaux et verticaux : Les directions verticales et horizontales sont prépondérantes et dans les dessins techniques et sont importantes à extraire. C'est une tâche relativement facile dans ce cas car il suffit de chaîner les mailles successives de codes homogènes, verticalement ou horizontalement.
- Les lignes tiretés ou en pointillés : Les chaînes de mailles de combinaisons régulières des codes de mailles « 13 » et « 15 », ou « 16 » et « 14 » correspondent à ces types de lignes.
- Les lignes obliques : Ce sont principalement des lignes de hachure. Dans certains cas leur détection est facile, mais dans d'autres cas elles sont détectées comme un ensemble de segments tiretés et une autre étape de combinaison est nécessaire.

Lors de la décomposition des mailles, une table d'intersections des lignes est construite comme il est impératif de ne pas perdre l'information suivant des lignes évidentes. Comme représenté par la figure A.14, deux cas se distinguent : Dans le premier, une maille de jonction a été détectée par la méthode d'échantillonnage et elle a été marquée en tant que telle. Elle est également superposée par la maille extrema correspondante. Dans le deuxième cas, aucune jonction spécifique n'a été détectée, mais le suivi de ligne détecte deux vecteurs de différentes directions, selon la ligne suivi en premier, la localisation de l'extrema superposé des deux vecteurs lignes peut varier entre les deux mailles adjacentes. Cette configuration correspond plutôt aux points angulaires qu'aux véritables jonctions. Jusqu'à présent, le niveau de granularité utilisé est celui de l'échantillonnage c.à.d. la taille de la maille. Cependant pour pouvoir localiser les lignes proprement, et avec suffisamment de précision, il est nécessaire de trouver l'axe médian des lignes précédemment extraites. Comme la direction est déjà disponible, il est suffisant d'utiliser l'échantillonnage une autre fois, et ce perpendiculairement à la direction et en évitant les positions de jonctions qui affectent le calcul de largeur. Les positions des jonctions sont connues après la dernière étape. Par ailleurs,

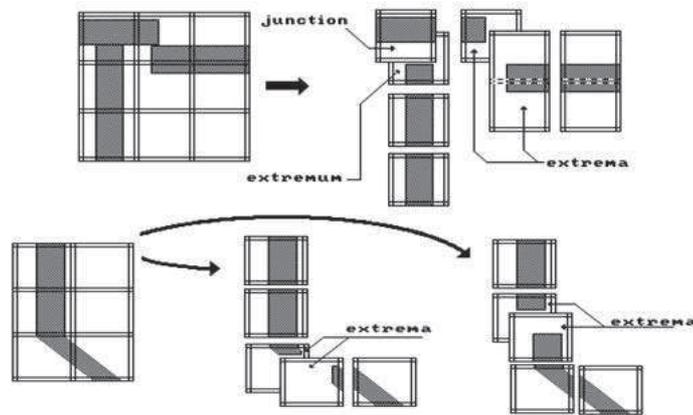


Figure A.15 — Traitement des jonctions par la méthode de maillage.

les mailles complètement noires (appartenant aux régions noires de l'image raster) sont déjà marquées et ignorées lors du calcul de la largeur et de la position.

A.5 Approximation polygonale

Les lignes extraites à partir de l'étape précédente doivent être représentées par un ensemble de segments obtenus par approximation polygonale. Plusieurs méthodes permettent d'accomplir cette opération et sont généralement classifiées selon le critère employé pour décider qu'une courbe peut être approximée par un segment de droite. Le critère le plus courant est celui de la distance maximum entre la courbe et le segment. Ceci mène à la division récursive de la courbe aux points maximum de déviation, jusqu'à ce que tous les segments soient des approximations valides. Comme les positions des points d'extrema des segments dépendent des positions initiales des pixels, il peut sembler raisonnable que la méthode soit suivie d'une phase d'ajustement, où chaque segment est déplacé à de l'ajustement normal la courbe originale. Cependant, dans le cas de vectorisation, ceci mène à un problème additionnel ; celui de maintenir la correction des jonctions tout en adaptant chaque segment à la courbe.

Un des premiers algorithmes qui se basent sur ce principe est celui proposé par Ramer en 1972 et appelé « méthode de la corde ». Une description détaillée peut être trouvée dans [Hil04]. Le principe de cette approche est résumé à la figure A.16 : P1 et P2 étant deux points fixés de la courbe à polygonaliser, on teste si le segment [P1P2] satisfait une

contrainte de norme particulière. Si ce n'est pas le cas, alors on choisit un nouveau point P_3 tel que l'erreur d'approximation par les segments $[P_1P_3]$ et $[P_2P_3]$ soit minimisée. Le processus est répété jusqu'à ce que tous les segments satisfassent la contrainte. Ramer utilise la distance euclidienne maximale entre le segment et la courbe approximée comme contrainte, et les moindres carrés pour affiner la solution trouvée. Rosin et West

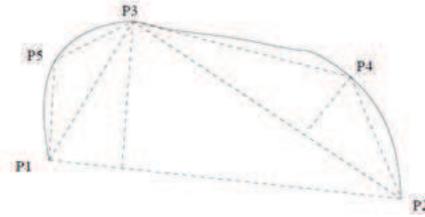


Figure A.16 — Principe de la méthode de la corde de Ramer.

ont proposé une méthode récursive de diviser-et-fusionner qui a l'avantage de n'exiger aucun seuil ou paramètre défini par l'utilisateur. Le principe, repris en détail dans [Hil04], est de découper successivement la courbe en plus petits segments, jusqu'à ce que la déviation maximale soit 0 ou qu'il ne reste que 3 points. Puis, l'ensemble des segments possibles est traversé et la méthode les segments maximisant une mesure de signification, qui est définie comme un ratio entre la déviation maximale et la longueur du segment.

Le second critère utilisé est celui de l'aire algébrique de la surface entre la courbe et le segment. Vu que cette aire (superficie) peut être calculée itérativement, comme somme des triangles successifs, des méthodes itératives très efficaces en temps de calcul peuvent être implémentées pour cette approche. Un problème avec cette famille de méthodes est qu'elle tend à déplacer les points angulaires, car la méthode détecte seulement un changement de direction générale qu'après avoir traité plusieurs points après l'angle effectif.

Wall et Danielsson ont proposé une méthode se basant sur ce principe et qui a été améliorée par une procédure de marquage des changements de directions pour préserver les points angulaires [Hil04].

Soit une courbe donnée par n points 8-connexes $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, et i initialement à 0 :

1. Effectuer un changement de repère pour amener l'origine en (x_1, y_1) . Initialiser f_i à zéro.

2. Calculer $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i$ et $\Delta y_i = y_{i+1} - y_i$ et $f_i = x_{i-1} + \Delta f_i$, avec $\Delta f_i = x_i \Delta y_i - y_i \Delta x_i$.

Calculer la longueur L_i du segment reliant l'origine à (x_i, y_i) :

$$L_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}$$

Effectuer le test $|f_i| \leq TL_i$ Où T est l'unique paramètre de la méthode.

3. Si le test est satisfait, incrémenter i et continuer en 2. Dans le cas contraire, le segment reliant (x_i, y_i) l'origine à a été trouvé et peut être extrait. L'algorithme reprend en 1 avec (x_i, y_i) comme nouvelle origine, jusqu'à épuisement des données.

f_i peut s'écrire sous la forme : $f_i = x_i \Delta y_i - y_i \Delta x_i$

qui n'est autre que l'aire algébrique du parallélogramme construit à partir de P1Pi et Pi-1Pi soit le double de celle du triangle P1Pi-1Pi (A.16). À tout instant, $f_i = \sum_{j=1}^i \Delta f_j$ représente donc l'aire algébrique du polygone O...Pi-1PiO. Le test de l'étape 2 est donc un test de déviation maximale de l'aire algébrique entre le segment courant et la courbe rapportée à la longueur de ce segment.

La méthode a besoin seulement d'un seuil simple, concernant le ratio entre la surface

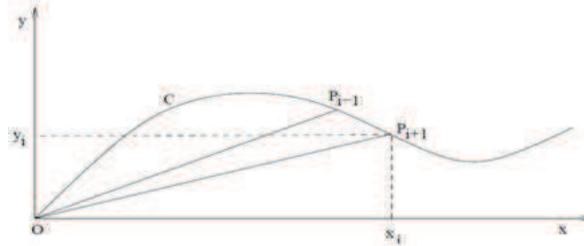


Figure A.17 — Interprétation de Δf_i dans la méthode de Wall et Danielsson.

algébrique et la longueur des segments. Elle est rapide et efficace, mais pas aussi précise que celle de Rosin et West. Par contre, cette dernière tend à fractionner les lignes autour d'une jonction en trop de petits segments.

Dans la figure A.17, nous trouvons une illustration de ces deux méthodes appliquées au même exemple d'une jonction issue d'un algorithme d'amincissement.

A.6 Vectorisation hiérarchique orienté-objet

Les techniques de vectorisation précédemment mentionnée traitent principalement des documents techniques, comme ces derniers constituent le domaine principal d'ap-



Figure A.18 — Comparaison des deux méthodes d'approximation polygonale (a) Positionnement de la jonction dans une méthode de basée sur l'amincissement (b) Wall et Danielsson (c) Rosin et West.

plication de ces méthodes, ce qui n'est pas le cas pour l'approche hiérarchique orienté-objet de Skurikhin et Volegov. Bien que le travail présenté dans [SV08] se concentre sur la segmentation de l'image, la méthode proposée s'appuie principalement sur un algorithme de vectorisation.

Le concept d'«objet» joue un rôle central dans l'interprétation des images. Cependant, la détermination de ce qui constitue un objet est extrêmement difficile. Le défi majeur à la segmentation des patches pixels orienté-objet, dont la forme ressemble à la forme des objets du monde réel, est la grande variabilité des relations entre l'objet et le contexte d'image (fond).

L'approche présentée dans [SV08] vise à améliorer la qualité de la segmentation de l'image par un processus itératif d'agglomération des patches polygonaux basé sur la combinaison des graphes de proximité, remplaçant ainsi les pixels avec des structures de niveau intermédiaire (morceaux de connaissances « chunk knowledge ») qui préservent les informations sur les relations spatiales des éléments de l'image.

La première étape est une extraction de patches orienté-objet de pixels en se basant sur des éléments saillants qui contraignent l'agglomération des pixels de l'image en polygones. Les éléments saillants choisis sont les contours spectralement détectés. Les patches orienté-objet recherchés sont reconstruits par le traitement des bords détectés. Cette méthode utilise une approche de vectorisation de l'image proposée dans [PS06]. La vectorisation d'image commence par la détection de contour, par exemple, une détection de contours basée sur l'algorithme de Canny [Can86]. Elle est suivie par une triangulation contrainte de Delaunay (CDT) [She96] où les contours détectés sont utilisés comme des contraintes pour la triangulation de Delaunay. CDT est suivi par filtrage de l'ensemble des arêtes des triangles, où les contraintes sont gardées et des filtres sont définis sur la base d'un ensemble de règles visuelles focalisant sur les propriétés de

proximité et de similitude spectrale. Le filtrage résulte en un ensemble de segments préservés : les arêtes de triangle retenues et les contours spectralement détectés. Enfin, un algorithme de parcours de graphe (par exemple, de recherche en profondeur d'abord ou de recherche en largeur d'abord) est utilisé pour grouper les triangles qui ne sont pas séparés par des segments gardés. Ce processus groupe les triangles en patches polygonaux délimités par des contours fermés. A chacun de ces polygones est affectée une valeur spectrale moyenne des caractéristiques spectrales d'un échantillon de pixels. L'échantillonnage de pixels est effectué sur les triangles qui forment le polygone. Le résultat est une image segmentée qui est représentée comme un ensemble de patches polygonaux ayant une valeur spectrale : une image vectorielle (figure A.19). La tech-

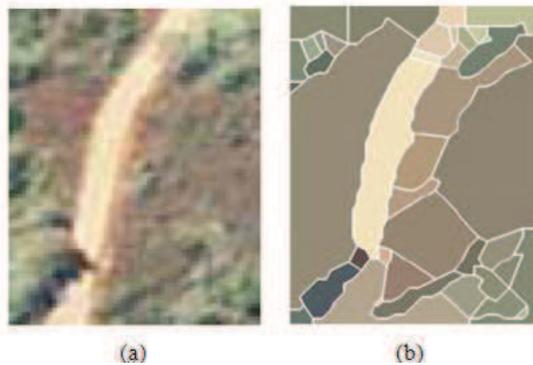


Figure A.19 — Vectorisation hiérarchique orienté-objet (a) Image d'origine contenant un fragment de route (b) Résultat de la vectorisation de l'image 1(a). Polygone (en bords blancs) construits par groupement de triangle.

nique permet de produire des résultats visuellement attrayant et réduit la quantité de données, le nombre de pixels au nombre de polygones générés, de 20 à 80 fois selon le contenu de l'image. Toutefois, elle ne produit pas un groupement de triangles qui peut être directement utilisé pour la reconnaissance d'objets ou pour la segmentation d'images interactives. L'image vectorielle est encore trop fragmentée car l'exploitation de tous les segments produit trop de petits polygones. L'image vectorisée trop fragmentée créée, est une grille de polygones irréguliers, dont la structure est adaptée au contenu de l'image. Ces polygones sont utilisés comme briques de base pour la segmentation d'image hiérarchique. L'image est ensuite représentée par un graphe : Les polygones sont représentés comme noeuds du graphe, et les arcs reflètent leurs différences.

Une fois la représentation en graphe est créée, les polygones sont groupés itérativement,



Figure A.20 — Illustration du groupement hiérarchique des polygones (a) Image d'origine. (b) Résultat de vectorisation de l'image 4(a). Niveau de détail fin (numéro 0) : 598 polygones. (c) 1er niveau de détail : 156 blocs polygonaux (d) 4ème niveau de détail : 23 blocs polygonaux.

à partir du plus fin niveau de détail produit par le procédé de vectorisation initial, en gros blocs polygonaux en utilisant l'algorithme de Borùvka d'extraction de l'arbre de recouvrement minimal. Cet algorithme se compose d'une séquence d'étapes, dans chacune il identifie une forêt F composée des arcs de poids minimum incident à chaque sommet du graphe G , puis forme le graphe $G' = G - F$ comme l'entrée à l'étape suivante. $G - F$ indique le graphique dérivée de G en contractant les bords de F . L'algorithme de Boruvka est en $O(E \log V)$, où E est le nombre d'arcs et V est le nombre de nœuds. Cet algorithme groupe successivement les polygones dans de plus grands blocs jusqu'à ce qu'il atteigne le nombre maximal de contractions de graphe ou le seuil de dissemblance entre patchs polygonaux. Dans la figure A.19 montre un exemple de vectorisation, ainsi

que les résultats de deux groupements de l'ensemble des polygones initialement créés.

B.1 Transformée en ondelette continue

B.1.1 Définition

La transformée en ondelette continue (TOC), d'une fonction f de carré sommable sur \mathbb{R}^n est l'ensemble des produits scalaires de cette fonction avec les membres de la famille d'ondelettes continues. La famille d'ondelettes est obtenue par dilatation et translation de l'ondelette mère en variant les deux paramètres d'échelle et de position (a et b) de façon continue sur \mathbb{R} (avec la contrainte a non nul) [Dau92].

Dans le cas unidimensionnel, la TOC d'un signal $f(x)$ est donc obtenue par la formule B.1 :

$$\forall (a, b) \in \mathbb{R}^* \times \mathbb{R}, \quad \mathbb{W}_f(a, b) = \frac{1}{a} \int_{\mathbb{R}} f(x) \psi^* \left(\frac{x-b}{a} \right) dx \quad (\text{B.1})$$

Avec :

- $\psi^*(x)$ est l'ondelette mère analysante.
- a est le paramètre d'échelle.
- b est le paramètre de position.
- $\mathbb{W}_f(a, b)$ est le résultat de la transformée donné par un ensemble des coefficients appelés *coefficients d'ondelette* de la fonction $f(x)$ dans l'espace temps-échelle ou espace-échelle.

B.1.2 Inversion

Le signal f peut être totalement reconstruit à partir de sa transformée en ondelette continue en utilisant la formule de la transformée inverse (B.2) :

$$f(x) = C_\psi^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbb{W}_f(a, b) \psi_{a,b}(x) \frac{dadb}{a^2} \quad (\text{B.2})$$

Avec C_ψ est donnée par l'équation .

B.1.3 Propriétés de la transformée en ondelette continue

La transformée en ondelettes continue est caractérisée par les propriétés suivantes [MB98] :

1. *La TOC est une transformation linéaire :*

- Si $f(x) = f_1(x) + f_2(x)$ alors $\mathbb{W}_f(a, b) = \mathbb{W}_{f_1}(a, b) + \mathbb{W}_{f_2}(a, b)$
- Si $f(x) = kf_1(x)$ alors $\mathbb{W}_f(a, b) = k\mathbb{W}_{f_1}(a, b)$

2. *LA TOC est covariante par translation :*

- Si $f_0(x) = f(x - x_0)$ alors $\mathbb{W}_{f_0}(a, b) = \mathbb{W}_f(a, b - x_0)$

3. *La TOC est covariante par dilatation :*

- Si $f_s(x) = f(sx)$ alors $\mathbb{W}_{f_s}(a, b) = \frac{1}{s^{\frac{1}{2}}} \mathbb{W}_f(sa, sb)$

Ces propriétés permettent à la transformée en ondelettes d'être très appropriée pour analyser les structures hiérarchiques, elles sont à l'origine de l'appellation *microscope mathématique* largement utilisée dans la littérature pour référer les fonctions d'ondelettes. En fait, de façon analogue à un microscope, la transformée en ondelette permet d'analyser les signaux unis et bidimensionnels sur différentes échelles et à différentes positions sans toucher aux propriétés de ces derniers (amplitude, luminosité, etc.).

B.1.4 Interprétation et exemples

Interprétation : Vu du côté temporel (ou spatial) x , $W_f(a, b)$ renseigne sur le signal $f(x)$ autour du point b dans un voisinage de taille a . L'échelle a joue le rôle de l'inverse de la fréquence. L'analyse par ondelette est, donc, une analyse temps-échelle (ou espace-échelle).

Nous donnons ici trois exemples d'analyse par ondelettes appliqués sur différents signaux, mettant en valeur la précision des coefficients d'ondelettes obtenus comme résultat d'analyse dans la description du signal en terme d'analyse temps-fréquence.

Exemple 1 : Analyse de la fonction $f(x) = \cos(20\pi x)$

Dans cet exemple, nous proposons d'analyser le signal $f(x) = \cos(20\pi x)$ qui est formé par une fréquence pure puisque il est de la forme $f(x) = \cos(2\pi kx)$ avec $k=10$. Sur la figure B.1, le résultat de l'analyse est donné par les coefficients d'ondelettes qui montrent bien l'existence de la bande de fréquence tout au long du signal.

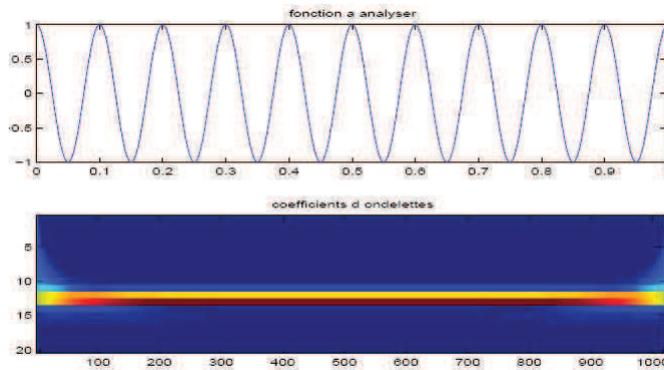


Figure B.1 — Analyse par ondelette d'un signal fréquence pure

Exemple 2 : Analyse de la fonction Dirac

La fonction Dirac est formée par une seule impulsion, l'analyse par ondelette de ce signal est donnée par la figure B.2, le résultat montre les coefficients d'ondelettes qui illustrent bien l'existence d'un pic de fréquence localisé dans le temps.

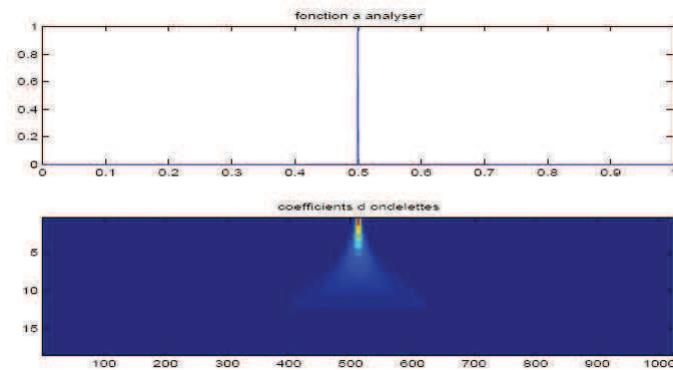


Figure B.2 — Analyse par ondelette d'un signal de Dirac

Exemple 3 : Analyse d'un signal constitué de deux sinusôides plus un bruit

Le résultat de l'analyse d'un signal constitué de deux sinusôides plus un bruit par ondelette, montré sur la figure B.3, peut être interprété par l'existence de deux fréquences permanentes dans le temps qui correspondent aux deux sinus formant le signal avec des pics de fréquence qui apparaissent de façon aléatoire et qui correspondent en réalité au bruit contenu dans le signal.

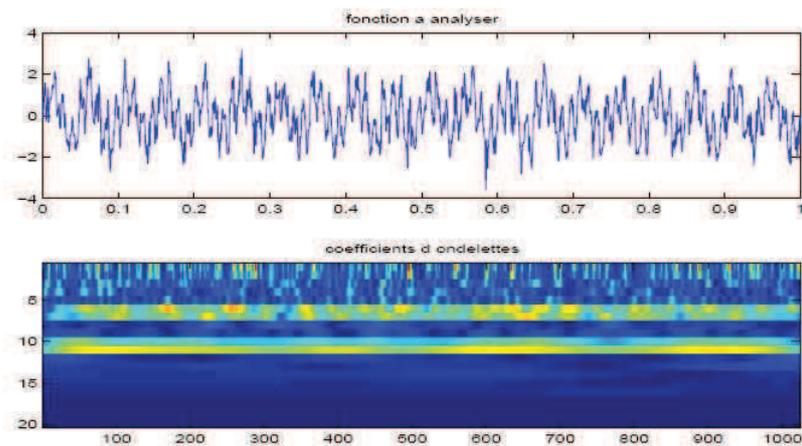


Figure B.3 — Analyse par ondelette d'un signal constitué de deux sinusôides plus un bruit

B.2 Transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette discrète (TOD) est obtenue en échantillonnant les deux variables d'échelle et de translation de l'équation B.1. Le principe est de prendre un ensemble discret d'échelles, et de définir pour chacun, un ensemble discret de paramètres de translation couvrant tout le domaine de définition de l'image.

Une des méthodes les plus répondues dans la littérature est celle proposée en 1989 par S. Mallat [Mal89] qui a permis d'ouvrir un champ d'exploitation de la transformée en ondelette dans diverses applications en traitement d'images. Cette méthode appelée, ondelette orthogonale, combine l'analyse multi-résolution et la TOD pour avoir une représentation de l'image non redondante et sans perte. Nous présentons dans cette section, les ondelettes orthogonale, nous commençons par la représentation de l'analyse multi-résolution, sa relation avec les ondelettes orthogonales, nous montrons également le rôle des bancs de filtres dans la mise en place de l'algorithme rapide de Mallat.

B.2.1 Analyse multi-résolution

L'analyse multi-résolution AMR introduite dans [Mal89] a pour objectif d'approximer une image à une résolution 2^j (figure B.4). Le passage d'une résolution à une autre donne une représentation de plus en plus grossière de l'image initiale ce qui provoque une perte des données. Mallat montre que la décomposition en ondelette orthogonale dans le cadre de l'AMR permet de récupérer ces détails et d'avoir, ainsi, une transformée réversible.

Dans cette partie théorique, une image est modélisée par une fonction de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$. L'AMR est une famille de sous-espaces notée $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ connue par l'espace d'approximation vérifiant les propriétés suivantes :

1. $\forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j$
2. $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$
3. $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j$ dense dans $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$
4. $\forall (j, k) \in \mathbb{Z}^2, f \in V_j \Leftrightarrow f(\cdot - 2^j k) \in V_j$
5. $f \in V_j \Leftrightarrow f(\frac{\cdot}{2}) \in V_{j+1}$

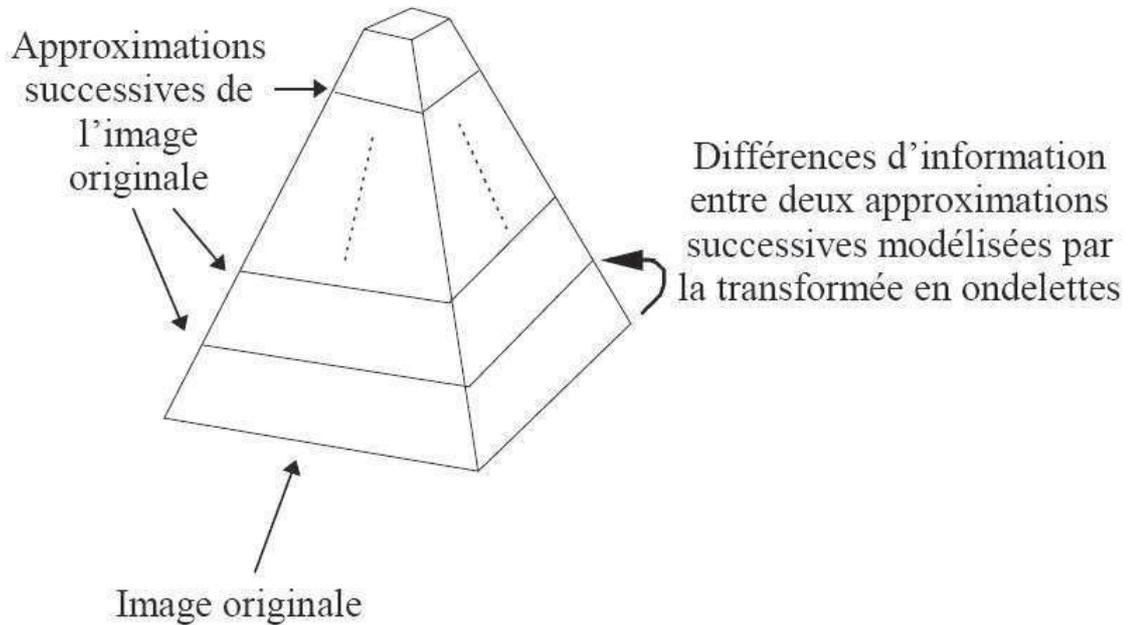


Figure B.4 — Approximations successives d’une même image mettant en valeur la partie des données d’une échelle à un autre.

6. Il existe $\phi \in V_0$ telle que la famille $\{\phi(-k), k \in \mathbb{Z}\}$ forme une base de Riesz de V_0 (cette fonction ϕ est appelée fonction d’échelle de l’AMR)

Exemple : Afin de mieux assimiler la notion de l’approximation multi-résolution de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$, on reprend l’exemple trivial donné par Mallet dans [Mal89]. on considère V_1 l’espace vectoriel de toutes les fonctions de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$ constantes sur l’intervalle $]k, k+1[\forall k \in \mathbb{R}$. V_{j+1} est l’espace vectoriel de toutes les fonctions de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$ constantes sur l’intervalle $]2^{-j}k, (k+1)2^{-j}[\forall k \in \mathbb{R}$. L’ensemble de ces espaces qui satisfait les conditions citées plus haut est appelé *approximation multi-résolution de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$* .

L’intérêt d’une analyse multi-résolution de \mathcal{L}^2 est qu’elle permet une représentation multi-échelles d’un signal donné. En effet, une fonction échelle conduit à différentes approximations. Le signal $f(x)$ est projeté à chaque étape j sur le sous espace vectoriel V_j . Cette projection est définie par le coefficient $c_j(k)$ du produit scalaire de $f(x)$ avec la fonction d’échelle $\phi(x)$ qui est dilatée et translatée :

$$c_j(k) = \langle f(x), 2^{-j}\phi(2^{-j}x - k) \rangle \quad (\text{B.3})$$

Pour avoir une projection orthogonale du signal $f(x)$ dans l’espace d’approximation

$(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$, nous avons besoin d'une base orthonormale de V_j . Mallat montre dans son article [Mal89] que étant donnée une approximation multi-résolution $(V_{2^j})_{j \in \mathbb{R}}$, il existe une fonction unique $\phi(x)$, appelée fonction d'échelle tel que sa dilatation par 2^j donne une base orthonormale de V_{2^j} $\sqrt{2^{-j}}\phi_{2^j}(x - 2^{-j}n)_{n \in \mathbb{Z}}$.

A chaque fois que nous passons d'une échelle à une autre, le signal est lissé et des informations sont perdues. La différence entre l'approximation de la fonction $f(x)$ à la résolution 2^{j+1} et 2^j est appelé les détails du signal qui peut être déterminé par la projection orthogonale du signal d'origine dans le complément orthogonale de la base V_j , noté ici, W_j vérifiant les propriétés suivantes :

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j$$

$$V_J = V_L \bigoplus_{j=J+1}^L W_j \text{ pour } L > J$$

$$\mathcal{L}^2 = V_0 \bigoplus_{j < 0} W_j = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j$$

Pour calculer la projection orthogonale de la fonction $f(x)$ sur W_j , tout comme le cas de l'approximation, nous avons besoin d'une base orthonormée. Mallat montre de même, l'existence d'une fonction ψ donnée par la relation $\psi_{2^j}(x) = 2^j\psi(2^jx)$ qui engendre une base orthonormée $\sqrt{2^{-j}}\psi_{2^j}(x - 2^{-j}n)_{n \in \mathbb{Z}}$ obtenue par dilatation de facteur d'échelle 2^j . $\psi(x)$ est appelé ondelette orthogonale.

Nous déduisons de ce paragraphe qu'on analyse multi-résolution, l'approximation du signal originale à une résolution j est donné par les coefficients de projection sur V_j sont notés $a_j[k]$ et nommés coefficients d'approximation, calculés en utilisant le produit scalaire entre le signal f et la fonction d'échelle ϕ .

$$a_j[k] = \langle f, \phi_{j,k} \rangle \tag{B.4}$$

Les détails entre deux approximations successives j et $j + 1$ sont données par les coefficients de projection sur W_j sont notés $d_j[k]$ et nommés coefficients de détails calculés en utilisant le produit scalaire entre le signal f et la fonction d'ondelette ψ .

$$d_j[k] = \langle f, \psi_{j,k} \rangle \tag{B.5}$$

B.2.2 Ondelette et bancs de filtres

S. Mallat propose une méthode de calcul rapide basée sur les filtres et inspirant de la décomposition en ondelette orthogonale [SN96]. En effet, puisque les espaces vectoriels $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ et $(W_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ sont emboîtés, il est donc possible d'exprimer les fonctions de l'espace V_{j+1} respectivement W_{j+1} sous la forme d'une combinaison linéaire des fonctions de l'espace V_j respectivement W_j . D'après la définition d'une AMR, nous avons $V_0 \subset V_1$: puisque $\phi(t) \in V_0$, $\phi(t)$ appartient aussi à V_1 , il existe donc une suite $h = (h_k)_{k \in \mathbb{Z}}$ telle que

$$\phi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \sqrt{2} \phi(2t - k)$$

De même, $W_0 \subset W_1$: puisque $\psi(t) \in W_0$, $\psi(t)$, il existe donc une suite $g = (g_k)_{k \in \mathbb{Z}}$ telle que

$$\psi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \sqrt{2} \psi(2t - k)$$

Les deux relations précédentes s'appellent les relations à deux échelles [Cad04]. Elles permettent également de définir deux filtres h et g :

- h est un filtre passe-bas, il permet de lisser les données en ne gardant que les basses fréquences.
- g un filtre passe-haut, qui sélectionne les détails à savoir les hautes fréquences du signal.

Cette méthode de calcul rapide de l'ondelette orthogonale proposé par Mallat dans [Mal89] et illustré par des exemples dans [Dau92] a donné naissance à la transformée rapide en ondelette présentée dans le partie suivante.

B.2.3 Transformée en ondelette rapide : Algorithme de Mallat

L'algorithme de Mallat [Mal89] est un algorithme pyramidal permettant la décomposition du signal original dans les bases (V_j) et $\{W_j\}_{1 \leq j \leq n}$. Le passage d'un niveau à un autre se traduit par le calcul rapide des coefficients du niveau $(j + 1)$ à savoir $a_{j+1}[k]$ et $d_{j+1}[k]$ du signal original $f(x)$ par le simple produit de convolution entre les coefficients $(a_j[k])$ c'est-à-dire l'approximation du niveau j et les deux filtres h et g .

L'algorithme consiste donc à étirer cette opération autant de fois que nous désirons avoir de niveaux, par la mise en cascade du banc de filtres jusqu'au niveau j_{max} désiré. Afin de garder la même taille initial du signal, une opération la décimation d'un facteur 2, appelée aussi sous échantillonnage d'un facteur de 2, est obligatoire. Elle consiste à se débarrasser d'un coefficient sur deux et notée : $\downarrow 2$.

Généralisation en deux dimensions

Pour passer à l'espace deux dimensions il suffit de reprendre la définition générale d'une analyse multi-résolution de $L^2(R^2)$, similaire à celle donnée dans le cas unidimensionnel en considérant des fonctions à valeurs dans R^2 et non plus dans R .

Le produit tensoriel $(V_j \oplus V_j)$ fournit un moyen simple de définir une analyse multi-résolution de $L^2(R^2)$. La propriété $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$ permet d'écrire :

$$V_{j+1} \oplus V_{j+1} = (V_j \oplus V_j) \oplus (V_j \oplus W_j) \oplus (W_j \oplus V_j) \oplus (W_j \oplus W_j)$$

Chaque espace d'approximation V_{j+1} est décomposé en un espace d'approximation plus grossier V_j et 3 espaces de détails dans trois directions différentes à savoir horizontale, verticale et diagonale. La fonction d'échelle et les trois fonctions d'ondelettes sont ainsi données par les expressions suivantes :

$$\phi(x, y) = \phi(x) + \phi(y)$$

- Ondelette verticale

$$\psi^1(x, y) = \phi(x) + \psi(y)$$

- Ondelette horizontale

$$\psi^2(x, y) = \psi(x) + \phi(y)$$

- Ondelette diagonale

$$\psi^3(x, y) = \psi(x) + \psi(y)$$

Appliquer à une image I de taille $2^J \times 2^J$, considérée comme dans V_J puis décomposée dans les espaces $(W_j^1, W_j^2, W_j^3); j = L \dots J - 1$, et dans V_L , la décomposition orthogonale de I donne une pyramide formée par les trois détails de chaque niveau et la dernière approximation schématisée dans la figure B.5 :

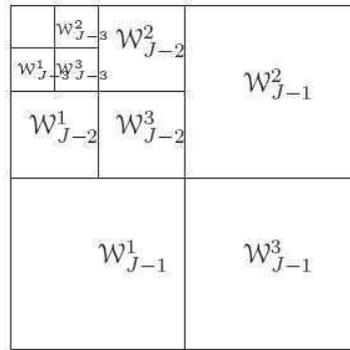


Figure B.5 — Aspect pyramidal de l’algorithme de décomposition en ondelette sur les espaces V_3, W_3, W_2 et W_1

La figure B.6 explicite le principe de la décomposition en ondelette d’une image sur trois niveaux :

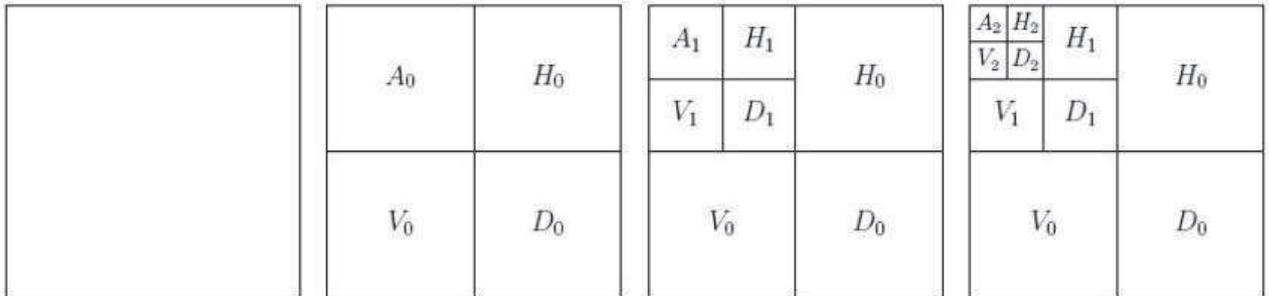


Figure B.6 — Exemple de décomposition en ondelette sur trois niveaux

Enfin, la figure B.7 montre une application réelle de la transformée orthogonale d’une ondelette appliqué sur l’image LENNA.

B.3 Étude de la régularité

La transformée en ondelette est un outil bien adapté à la détection des *singularités* caractérisant des informations importantes dans une image. Dans cette section nous introduisons la notion de singularité et nous montrons le potentiel des ondelettes dans le contrôle de cette caractéristique très importante.



Figure B.7 — Exemple de décomposition de l'image Lenna en ondelette sur trois niveaux

B.3.1 Notion de singularité

Une image peut contenir des transitions qui correspondent généralement à des informations pertinentes qui facilitent l'analyse et l'interprétation de l'image comme :

- les arêtes de type frontière qui caractérisent la limite entre deux zones adjacentes ayant différents niveaux de gris.
- les arêtes de type ligne représentant un trait séparant deux zones ayant différentes teintes.

Elle peut également contenir un bruit sous forme des points singuliers isolés. Toutes ces informations, ayant des caractéristiques (niveau de gris, luminosité, etc.) distinguées par rapport à leur environnement, représentent ce qu'on appelle *des singularités*. Mathématiquement parlant, les singularités d'une fonction sont caractérisées par leur régularité lipschitzienne appelée aussi régularité hölderienne qui fait l'objet du paragraphe suivant.

B.3.2 Régularité lipschitzienne d'une fonction

La régularité d'une fonction peut être mesurée par le nombre de fois qu'elle est continûment différentiable, sur la figure B.8 nous illustrons 2 fonctions :

$$f(x) = (x)^{\frac{1}{3}}$$

et

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x < -1 \\ -x & \text{si } x \in [-1, 0] \\ 0 & \text{si } x > 0 \end{cases}$$

Il est clair que les singularités en 0 que présente chaque fonction sont visuellement très différentes. Cependant, de point de vue continuité et dérivabilité, les deux fonctions f et g ont les mêmes caractéristiques à savoir continues mais non dérivables en 0, donc de C^0 sans être dans C^1 . Ainsi, la différentiabilité est incapable de résoudre ce conflit.

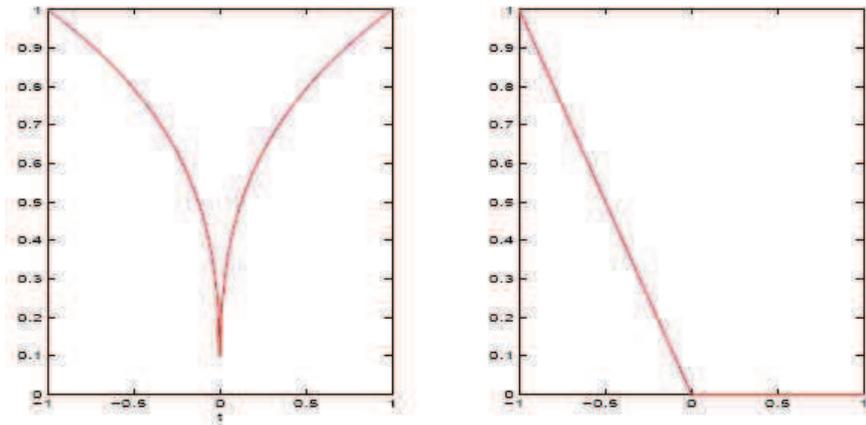


Figure B.8 — Tracé de deux fonctions f et g sur l'intervalle $[-1,1]$: elles présentent toutes les deux une singularité en 0

Une méthode plus précise de caractériser les singularités est la régularité lipschitzienne qui associe à une fonction f un coefficient α qui n'est pas nécessairement entier. La définition mathématique est :

Définition : Soit une fonction $f : \mathcal{R} \rightarrow \mathcal{R}$ une fonction. Pour $n < \alpha < n + 1$, ou $n \in \mathcal{N}$, f est dite Lipschitz- α en x_0 si, $\exists K > 0$ et P_n un polynôme de degré n tel que :

$$\forall k \in \mathcal{R}, |f(x_0 + h) - P_n(h)| < k|h^\alpha|$$

Cette définition décrit la régularité de la fonction f au point x_0 . f sera de régularité α d'autant plus élevée en x_0 que le degré du polynôme par lequel on peut l'approcher au voisinage de x_0 est élevé. Nous trouvons également la définition de régularité d'une

fonction sur un intervalle, mais dans le cadre de notre travail nous nous limitons à la notion de régularité en un point que nous utilisons par la suite dans la conception de notre approche.

B.3.3 Caractérisation par ondelette de la régularité lipschitzienne

Jaffard a montré dans [JM96] que les coefficients $W_f(a, b)$ obtenus par transformée en ondelette d'une fonction f permettent d'obtenir des informations sur la régularité de la fonction analysée f . En particulier, ces coefficients sont forts (en module) là où la fonction est irrégulière, tandis qu'ils sont faibles là où la fonction est régulière.